

Neuer Ansatz für die Vorverarbeitung von Bilddaten mittels Umsetzung der retinalen Informationsweitergabe in ein Potential-orientiertes Neuronen-Modell

Dissertation

zur Erreichung des akademischen Grades Dr. rer. nat.

Vorgelegt bei der

Fakultät für Mathematik/Informatik und Maschinenbau

der Technischen Universität Clausthal

von

Dipl.-Päd. Sabine Bohlmann

Dekan: Prof. Dr. rer. nat. habil. Jürgen Dix

Gutachter/in: 1. Prof. Dr.-Ing. Matthias Reuter

2. Prof. Dr. rer. nat. Sven Hartmann

3. Prof. Dr. Thorsten Grosch

Datum der Einreichung: 23. Oktober 2015

Datum der Promotion: 9. Juni 2016

Für meine Familie

Inhaltsverzeichnis

A. Einleitung	7
A.1 Motivation	9
A.2 Ziel der Arbeit.....	10
A.3 Gliederung der Arbeit	12
 B. Theoretische Grundlagen	 15
1. Grundlagen der neuronalen Informationsverarbeitung	17
1.1 Genereller Aufbau der Neuronen	17
1.1.1 Grundlegende Funktionalität der neuronalen Zellmembran.....	18
1.1.2 Funktionelle Abschnitte eines Neurons	22
2. Informationsverarbeitung im visuellen System.....	29
2.1 Aufbau des menschlichen Auges.....	29
2.2 Verarbeitung von Reizen in der Retina	30
2.2.1 Photorezeptoren.....	31
2.2.2 Bipolarzellen.....	35
2.2.3 Ganglienzellen.....	37
2.2.4 Horizontal- und Amakrinzellen.....	39
2.3 Rezeptive Felder der Retina	46
3. Kybernetische Neuronenmodelle	51
3.1 Basismodell für künstliche Neuronen.....	51
3.2 Kodierung von Informationen gemäß des Träger-Muster-Bedeutung Ansatzes....	53
3.3 Computing with Activities	55
4. Signaltheoretische Grundlagen.....	59
4.1 Bildverarbeitung	59
4.1.1 Methoden der Vorverarbeitung	59
4.1.2 Methoden der Segmentierung.....	61
 C. Das Potential-orientierte Neuronenmodell	 69
5. Neue Verfahren der Mustererkennung und ihre algorithmische Umsetzung.....	71
5.1 Vorverarbeitung mittels Potentialunterschieden in den rezeptiven Feldern.....	72
5.2 Variation der rezeptiven Feldgröße	95
5.3 Vergleich zu klassischen Verfahren der Bildverarbeitung	97

D. Experimente	101
6. Forschungs- und Entwicklungstool zur Detektion von Strukturen in Bildern ...	103
6.1 Funktionalität des Software-Tools.....	103
6.2 Datenbasis.....	104
6.3.Datenanalyse.....	105
6.3.1 Simple Testbilder.....	105
6.3.2 Standardtestbilder	117
6.3.3 Radargramme	156
6.3.4 Medizinisches Bildmaterial	163
E. Diskussion und Ausblick	171
7. Diskussion	173
8. Ausblick.....	179
Danksagung.....	181
Abbildungsverzeichnis	183
Literaturverzeichnis.....	195
Anhang I: Aufbau und Funktionalität des Software-Tools.....	205
I.1 Bedienelemente	205
I.2 Auswertebutton und Visualisierungspanel.....	210
I.3 Zusätzliche Funktionalitäten	210
Anhang II: Lebenslauf.....	211

A. Einleitung

A.1 Motivation

Resultierend aus den Inhalten der Vorlesung „Einführung in die Kognitionswissenschaften“ stellte ich mir die Frage, ob es möglich sei, grundlegende Signalverarbeitungsprozesse für meine Forschungs- und Entwicklungsarbeiten auf dem Gebiet der Bodenradarauswertung und Bildverarbeitung abzuleiten. Mir wurde beim Studium der wissenschaftlichen Fachgebieten Neurologie, Neurophysiologie, biologischen Informationsverarbeitung und Kybernetik klar, dass ein dahingehendes Modell Erkenntnisse aus diesen Disziplinen nicht nur enthalten, sondern kombinieren muss.

Als erstes fiel mir die grundlegende Randbedingung auf, dass die Natur per se über keine Mechanismen verfügt, die es ihr erlauben, Mengen zu zählen oder komplizierte Rechenoperationen zu vollziehen. Dies stand und steht konträr zu den bis dato verwendeten, auf numerischen Operationen basierenden Signalverarbeitungs- und Signalinterpretationsalgorithmen, da ein biologisch-orientiertes Signalverarbeitungsmodell – der Randbedingung folgend – nur mittels Rückgriff auf neurophysiologische Grundlagen, also auf der Kommunikationsform von elektrischen und chemischen Potentialen, fußen kann.

Weiterhin wurde mir klar, dass neben dieser Potential-orientierten Kommunikationsform, als informationstragende und -weiterleitende Strukturen, nur genetisch bestimmte oder durch Konditionierung ausgebildete Neuronen mit ihren unterschiedlichen morphologischen und physikalischen Eigenschaften sowie die zugehörigen Informationspfade über weit verzweigte dendritische Strukturen mit ihren Synapsen als Informationsüberträger dienen können (s. Kapitel 1).

Um das Ziel, einen mehr oder minder generellen Signalverarbeitungsvorgang zu modellieren, realisieren zu können, suchte ich mir das visuelle System als physiologische Grundlage aus, da dessen prinzipielle Informationsweitergabe und -verarbeitung sehr dezidiert erforscht ist. Mir war dabei, aufgrund der Tatsache, dass der Informationsfluss in der Retina über hierarchisch organisierte Ebenen verläuft und verschiedenartige Neuronentypen daran beteiligt sind, die spezielle Herausforderungen an eine Modellierung klar. Ebenso wie die Tatsache, dass nur Teile dieses Modells auf ähnliche bzw. andere Signalaufnahme und -verarbeitungsprinzipien übertragen werden konnten.

A.2 Ziel der Arbeit

Es war eine neurobiologische Untersuchung aus dem Jahr 2005 von Hosoya et al [33] bzgl. der Verarbeitung optischer Reize und den damit verbundenen Prozessen der Rauschunterdrückung, der Kontrastverstärkung sowie der Kantendetektion im visuellen System von Vertebraten, deren Ergebnisse die grundlegend neue Erkenntnis brachten, dass diese elementaren Prozesse der visuellen Vorverarbeitung nicht erst im visuellen Cortex, sondern bereits in der Retina stattfinden. Diese Erkenntnisse und weiterführende Forschungsarbeiten zur Struktur und Funktionsweise der Retina [12][20][47] bilden neben klassischen Untersuchungen die physiologische Basis meines Modells (s. Kapitel 2). Da es in dieser Arbeit aber nicht darum gehen soll, ein neues, streng biologisch orientiertes Modell der retinalen Verarbeitung zu entwickeln, sondern darum, grundlegende Methoden der retinalen Prozesse zur Rauschunterdrückung und zur Kontrastverstärkung auszuformulieren und in einen Datenverarbeitungsalgorithmus zu überführen, werden im Folgenden nicht exakte neuronale Verschaltung der Retinaneuronen zu diskutieren sein, sondern generelle Verarbeitungsmodelle.

Neben den neurophysiologischen und biologischen Grundlagen und den generellen Prinzipien der neuronalen Netze bilden die kybernetischen Ansätze „Träger-Muster-Bedeutung (TMB)“ von Hellmuth Benesch [2] und das Prinzip des „Computing with Activities“ (CWA) von Matthias Reuter [61][63] die notwendigen Grundlagen für die Entwicklung meines Modells (s. Kapitel 3). Deshalb sollen diese bereits hier kurz umrissen werden.

Allgemein ging Benesch davon aus, dass der grundlegende Prozess der Informationsverarbeitung in neurologischen Systemen mittels einer Trias „Träger-Muster-Bedeutung“ beschrieben werden kann. Der Informationsträger wird dabei durch die Neuronen an sich und daher in Folge in meinem Modell durch die verschiedenen Neuronenarten der Retina dargestellt. Aufgrund der in die Neuronen einfließenden Informationen bilden diese – definiert durch ihre physiologische Struktur – räumliche und zeitliche Aktivitätsmuster aus, welche sich innerhalb eines Neuronenverbandes fortsetzen können. Die Basis dieser Aktivitätsmuster bilden dabei elektrochemische Potentialstrukturen auf der Oberfläche der Neuronen. In der räumlich-zeitlichen Struktur dieser Aktivitätsmuster ist – so Benesch – die Bedeutung der zugrunde liegenden Information zu finden. Die Trias TMB stellt somit eine einheitliche Formulierung eines Bedeutung tragenden biologischen Informationsprozesses dar. Aus dem Benesch'schen Ansatz folgt unmittelbar, dass sich ausbildende Potentiale auf

Seite | 10

Neuronenstrukturen auch Informationen darüber enthalten, wie groß die Veränderung eines vorliegenden Inputs in seiner räumlichen oder zeitlichen Dimension ist.

Matthias Reuter hat den Ansatz von Benesch aufgegriffen und beschreibt mittels seines entwickelten CWA-Prinzips ein neues Modell für die algorithmische Umsetzung von neuronalen Netzen. Es stützt sich darauf, dass Informationen auf der Basis der zugrunde liegenden Aktivitätsmuster der beteiligten Neurone effektiv kodiert und dekodiert werden können. Die Kodierung der Information über ihre Aktivitätsmuster stellt daher einen wichtigen Schritt zur realitätsnahen algorithmischen Modellierung der neuronalen Informationsverarbeitung dar und wird in dem hier vorgestellten Modell dahingehend aufgegriffen, dass auch hier sich verändernden Aktivitäten – also Potentialunterschiede – als Maß von Veränderungen aufgefasst werden und auch in künstlichen neuronalen Netzen über die Aktivitätsmuster Informationen gespeichert und abgerufen werden können.

Die beiden umrissenen kybernetischen Modelle bestätigen meinen Ansatz, dass zur Informationsübertragung, -speicherung und -abrufung weder komplizierte Rechenoperationen noch Formeln notwendig sind, sondern alle Verarbeitungsschritte ausschließlich auf den Bedeutung tragenden Aktivitäten der Neuronen und ihrer räumlichen und zeitlichen Veränderung mittels ihrer Potentialstruktur beruhen.

Daraus folgt, dass für mein Modell lediglich die mathematischen Operatoren der ersten und zweiten Rechenstufe (Addition/Subtraktion und Multiplikation/Division) notwendig sind, da die Dynamik von Potentialen mittels diesen hinreichend beschrieben werden kann.

Als nächstes benötige ich eine Definition, die den Informationsgehalt sich verändernder neuronaler Aktivität beschreibt.

Daher definiere ich im Vorgriff auf meine Ausführungen zur Übertragung des TMB-Ansatzes auf die visuelle Informationsverarbeitung wie folgt:

- 1) $\exists \nabla \text{Aktivität} \Rightarrow \exists \text{Information}$
- 2) $\nabla \text{Aktivität} = 0 \Rightarrow \neg \exists \text{Information}$

Die erste Definition besagt, dass in meinem Modell dann Information existiert, wenn in den Aktivitäten der Neuronen – also in ihren Aktivitätsmustern – eine Veränderung erfolgt, demnach also ein Gradient zwischen den Aktivitäten der Neuronen/Neuronenstrukturen

existiert. Die zweite Definition drückt aus, dass, wenn keine Veränderungen in den Aktivitäten stattfinden, auch keine Information existiert.

Grundlage dieser Definition ist, dass sich im Visuellen die Aktivitäten der Neuronen aufgrund von unterschiedlichen Strukturen in einem Bild ausbilden. Das heißt, Veränderungen in einem Bild evozieren Veränderungen von Aktivitätsmustern und stellen damit Informationen einer Kante oder eines Kontrastübergangs dar. Existiert hingegen keine Veränderung in den neuronalen Aktivitätsmustern, liegt eine homogene Fläche vor, d.h. in meinem Modell existiert in diesem Fall auch keine Information. Zusammenfassend kann man also sagen, dass mein Modell die Informationen Gradienten-basiert erfasst.

Die Verifikation meines Modells, physiologische Erkenntnisse zu den Vorverarbeitungsmethoden der Retina und Erkenntnisse aus kybernetischen Ansätzen zu integrieren und mittels eines Potential-orientierten Ansatzes zu fassen, soll anhand eines computergestützten Bildanalyse-Tools erfolgen. Erwartet wurde dabei eine auf meinem Modell basierende, signifikant und effektiver ausfallende Rauschunterdrückung, Kontrastverstärkung und Kantendetektion mittels der modellierten Potentiale und Gradienten.

A.3 Gliederung der Arbeit

Die vorliegende Arbeit gliedert sich in fünf Hauptabschnitte A-E. Nachdem im ersten Abschnitt A die Motivation, das Thema und die Zielstellung der Arbeit umrissen wurden, folgt in Abschnitt B ein kurzer Überblick der dieser Arbeit zugrunde liegenden theoretischen Grundlagen.

Dabei werden zunächst im Kapitel 1 die allgemeinen neurologischen und biologischen Grundlagen der Informationsverarbeitung beschrieben, um den grundlegenden Aufbau der Informationsträger und die Mechanismen der Informationsweiterleitung mittels elektrischer und chemischer Potentiale zu erläutern. An diese Grundlagen schließt sich im 2. Kapitel die detaillierte Beschreibung der visuellen Verarbeitung von Informationen an. Hier wird gezeigt, welche Arten von Neuronen und welche Informationswege als Träger zur Verfügung stehen, um die Bedeutung tragenden Muster zu initiieren. Die im 3. Kapitel vorgestellten kybernetischen Ansätze bilden übergeordnet die generelle Grundlage zur Potential-orientierten Weitergabe von Informationen. Mit der Beschreibung der signaltheoretischen Grundlagen und den Ausführungen zu bisher eingesetzten numerischen Verfahren der

Rauschunterdrückung, Kontrastverstärkung und Kantendetektion im 4. Kapitel schließe ich die theoretische Basis meiner Arbeit ab.

Im Abschnitt C folgt die Herleitung des in dieser Arbeit gewählten Potential-orientierten Modellansatzes. In Kapitel 5 wird dieses Modell für die Analyse von visuellem Bildmaterial – hier speziell für die Vorverarbeitung – so ausgelegt, dass zur Detektion von Kontrasten und Übergängen lediglich auf unterschiedliche Neuronenarten und ihre Potential-orientierten Verarbeitungsroutinen zurückgegriffen wird.

Abschnitt D umfasst die Durchführung verschiedener Experimente, die mit dem entwickelten Softwaretool zur Potential-orientierten Analyse von Bilddaten vorgenommen wurde. Neben der Beschreibung der Funktionalitäten der Software und dem Verweis auf das zugrunde liegende Datenmaterial erfolgt in Kapitel 6 hauptsächlich die beschreibende Analyse der ausgewählten Bilddaten.

Abschnitt E fasst die Ergebnisse im Rahmen einer abschließenden Diskussion zusammen und gibt einen Ausblick auf die weitere Forschungsarbeit und Einsatzmöglichkeiten des Potential-orientierten Modells.

B. Theoretische Grundlagen

1. Grundlagen der neuronalen Informationsverarbeitung

Zur Beschreibung der in der Motivation aufgezeigten Randbedingungen, die den Rahmen für eine Informationsverarbeitung mittels eines Potential-orientierten Modells vorgeben, sollen im folgenden Kapitel zunächst die grundlegenden Strukturen der Informationsträger sowie deren Kommunikationsform mittels elektrischer und chemischer Potentiale aufgezeigt werden.

Die Informationsträger – in dem hier verwendeten Modell die Neuronen – bilden zusammen mit den Gliazellen das Nervensystem von Vertebraten. Dabei ist allein der Neocortex des Menschen, der aus einer dünnen Gewebeschicht mit einer durchschnittlichen Fläche von 2600 cm² und einer Dicke von 3-4 mm besteht, aus etwa 10^{11} Neuronen und eine annähernd gleiche Anzahl an Gliazellen aufgebaut. Diese Gehirnnerven sind sowohl untereinander, als auch mit anderen Teilen des zentralen Nervensystems über ca. 10^{15} Synapsen verbunden [37].

Prinzipiell sind Neuronen nach denselben Grundprinzipien aufgebaut wie andere Körperzellen und verfügen auch über ähnliche Eigenschaften. Was sie aber von anderen Zellen unterscheidet, ist die Besonderheit, chemische und elektrische Signale zu empfangen und zu modulieren sowie die Tatsache, dass sie keinen Zellteilungsmechanismus aufweisen. Dies bedeutet, dass die während der embryonalen Entwicklung entstanden Neuronen das Individuum ein Leben lang begleiten und es keine stetige Erneuerung der Neuronen gibt. Neue Forschungen zeigen zwar, dass Neuronen in den Cortex zuwandern können, doch bildet an sich nur der Hippocampus dahingehend eine Ausnahme, da ihm die Fähigkeit zur Neurogenese zugeschrieben wird. [18]

1.1 Genereller Aufbau der Neuronen

Um die Funktionen des Empfangens und Weiterleitens von Signalen realisieren zu können, verfügen Neuronen über einen spezifischen funktionalen Aufbau, der sich in vier Hauptabschnitte Soma, Dendrit, Axon und Synapse untergliedern lässt (s. Abbildung 1) sowie über eine – auf die Weiterleitung von Signalen spezialisiert – Zellmembran.

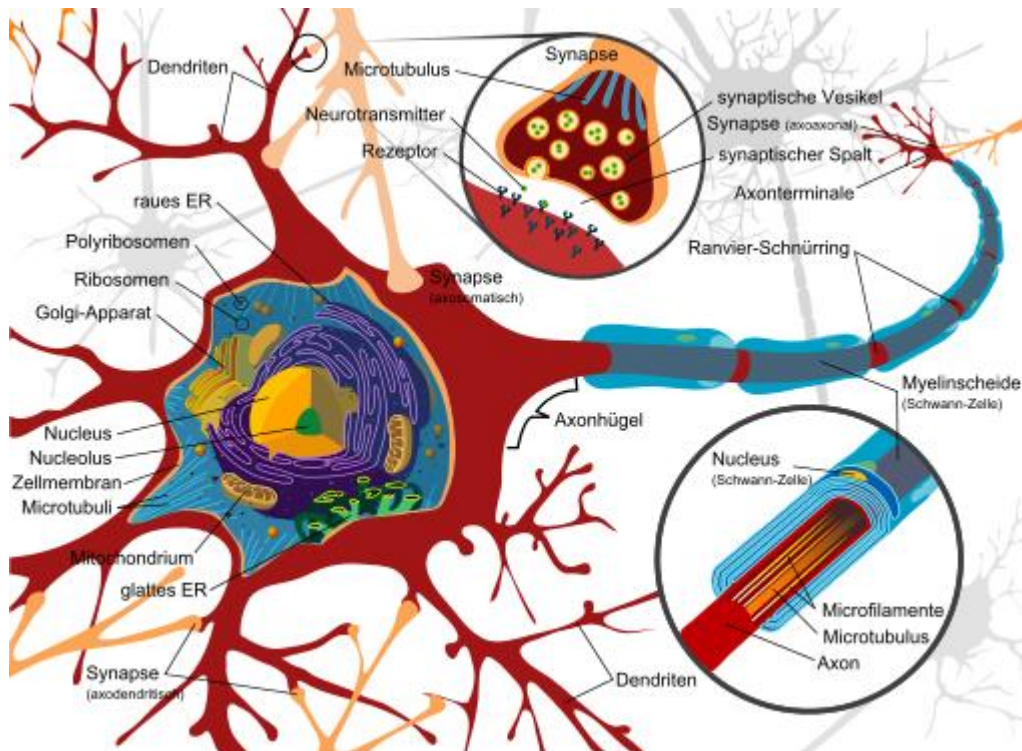


Abb. 1: Funktioneller Aufbau eines Neurons [91]

Ein Neuron verfügt dabei über eine Vielzahl von Dendriten, die über weite Verzweigungen mittels präsynaptischer Verbindungen Signale von anderen Neuronen aufnehmen, welche über das Soma weiter zum Axonhügel geleitet werden. Hier bilden alle ankommenden Informationen ein Potential aus, das bei Überschreiten eines definierten Schwellenwertes über das Axon zu den präsynaptischen Endigungen transportiert wird. An den Synapsen werden – abhängig von der Stärke des ankommenden Signals – Neurotransmitter ausgeschüttet, die wiederum beim Vorliegen einer interneuronalen Verbindungsstruktur an postsynaptische Dendriten übertragen werden [19].

Die Funktionsweise der einzelnen Bestandteile eines Neurons und die Prozesse der Informationsweiterleitung mittels elektrischer und chemischer Potentiale, die über Spannungsänderungen an der Zellmembran und durch synaptische Übertragung realisiert wird, sollen nun zusammenfassend erläutert werden.

1.1.1 Grundlegende Funktionalität der neuronalen Zellmembran

Das Soma sowie seine axonalen und dendritischen Fortsätze werden von einer Zellmembran umschlossen, die mit speziellen Eigenschaften zur Aufnahme und Weiterleitung elektrischer Signale ausgestattet ist. Dabei unterscheiden sich diese Eigenschaften bzw. die

Proteinzusammensetzung der Membran abhängig davon, ob es sich um die Membran des Somas, des Dendriten oder des Axons handelt. Generell gilt aber, dass für den gezielten Austausch von Substanzen Transportproteine bzw. Protein-/Ionenkanäle existieren (s. Abbildung 2), die je nach Spezialisierung unterschiedliche ausgelegt sind [80].

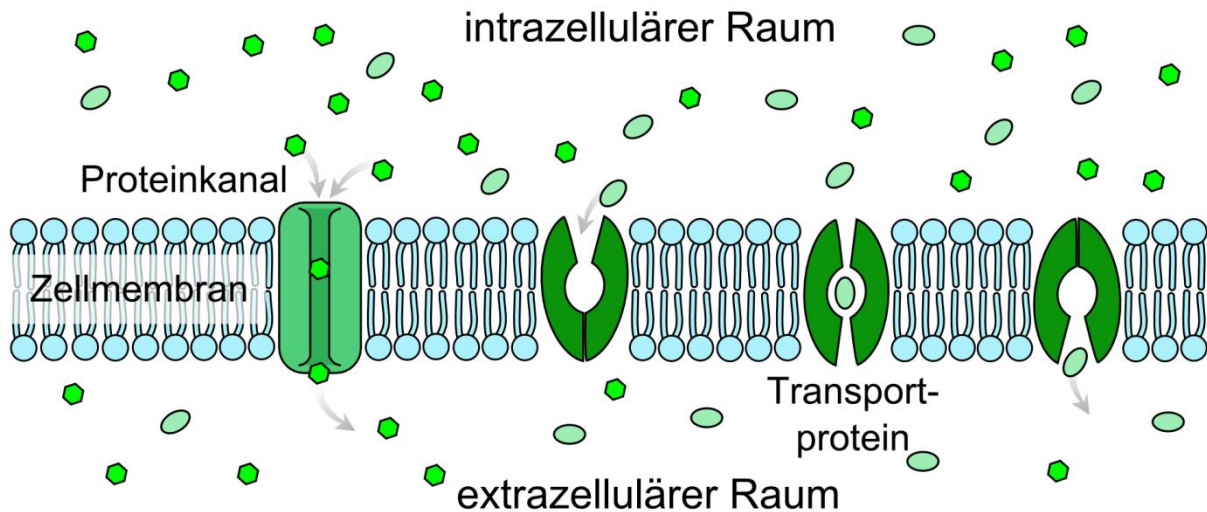


Abb. 2: Schematische Darstellung des generellen Aufbaus der neuronalen Zellmembran [80]

Die für die Informationsweiterleitung wichtigen Substanzen sind Natrium-Ionen (Na^+), Kalium-Ionen (K^+), Chlorid-Ionen (Cl^-) und die organischen Aminosäuren-Ionen (A^-), die sich in einer spezifischen Zusammensetzung und Konzentration innerhalb und außerhalb der Zelle befinden und dadurch an der Nervenzelle ein chemisches, konzentrationsabhängiges Potential erzeugen. Diese durch den Gradienten zwischen intra- und extrazellulärem Raum hervorgerufenen Potentiale bildet die Grundlage für die Informationsverarbeitung der Neuronen. Sie entstehen dadurch, dass positiv geladene K^+ und negative Aminosäuren sich im größeren Maße im Zellinneren als außerhalb befinden, während positive Na^+ zusammen mit den negativ geladenen Cl^- außerhalb des Neurons vorherrschen [38].

Da jede Zelle bestrebt ist, einen zelltypischen Gleichgewichtszustand herzustellen, besitzt eine Nervenzelle ständig aktive Natrium-Kalium-Pumpen, die pro Pumpzyklus drei Na^+ -Ionen nach außen und zwei K^+ -Ionen ins Innere der Zelle pumpen. Durch die ungleiche Anzahl der Ionen, wird die Zelle im Inneren negativer, so dass zu dem chemischen ein elektrischer Gradient zwischen intra- und extrazellulärem Raum entsteht [38].

Dem chemischen Konzentrationsgradienten folgend, diffundieren die K^+ -Ionen durch die spezifischen Ionenkanäle der Zellmembran nach außen, während Na^+ -Ionen diese nicht

passieren können und außerhalb der Zelle verbleiben, so dass die Zelle noch negativer wird und das elektrische Potential der Zelle ansteigt. Während das chemische Potential durch den Ausstrom von K^+ -Ionen abnimmt, steigt das elektrische Potential an, so dass K^+ -Ionen infolge dessen wieder nach innen diffundieren (s. Abbildung 3). Auf diese Weise findet ein Ausgleich zwischen beiden Potentialen statt, der in einem elektrischen Gleichgewichtszustand – dem sogenannten Ruhepotential – mündet. Das Ruhepotential beschreibt also den Spannungszustand zwischen intra- und extrazellulärem Raum, wenn das Neuron keine Informationen verarbeitet und liegt aufgrund des höheren Anteils an Na^+ -Ionen im Außenbereich zwischen -55 und -90 mV [39].

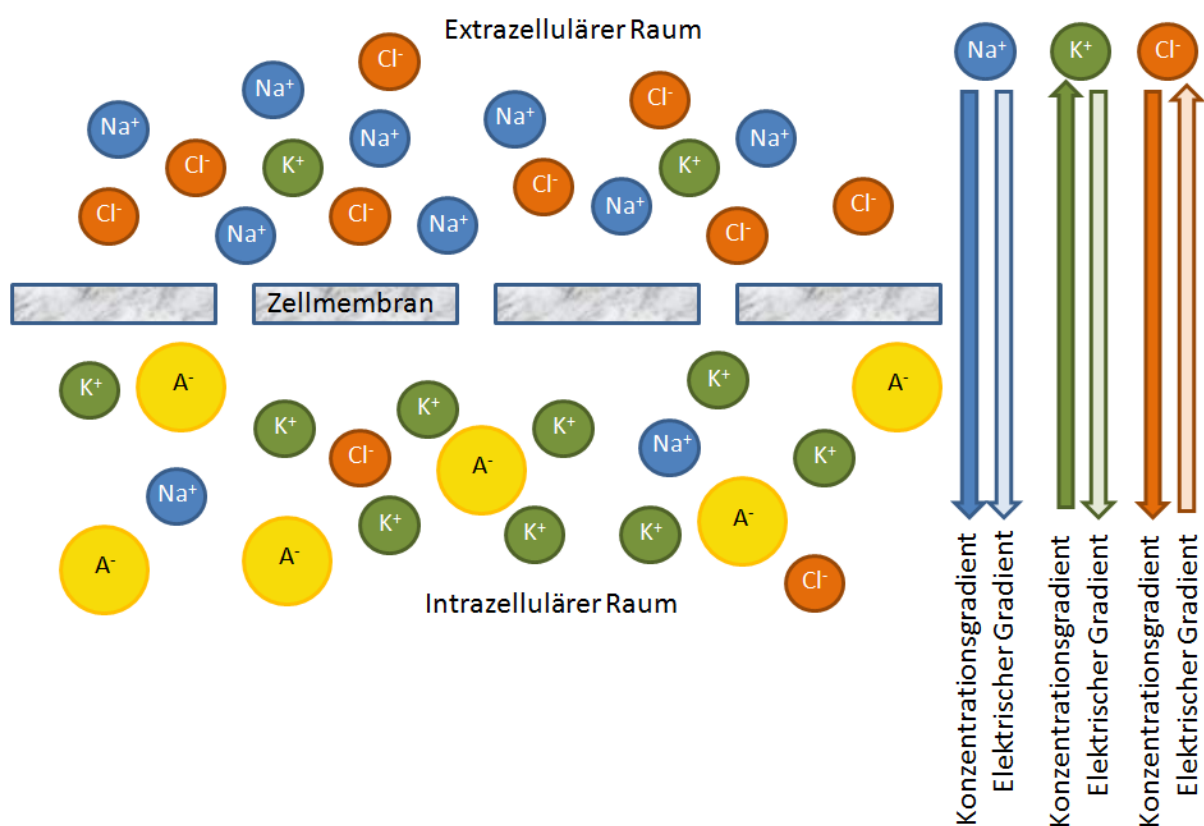


Abb. 3: Verteilung der Ionen und ihre Gradienten innerhalb und außerhalb des Neurons

Grundsätzlich besitzt die Membran einer Nervenzelle aktive und passive Eigenschaften [24].

Passive Eigenschaften sind dabei:

- Ruhemembranpotential
- Eingangswiderstand R_i
- Zeitkonstante
- Kapazität

Aktive Eigenschaften sind:

- Aktionspotential
- EPSP (excitatorisches postsynaptisches Potential)
- IPSP (inhibitorisches postsynaptisches Potential)

Die aktiven und passiven Eigenschaften finden sich sowohl auf der Membran des Axons als auch auf der Soma- und Dendritenmembran, wobei der Membran von Dendrit und Soma eher passive Eigenschaften zugesprochen werden [44].

Das Reizungspotential eines Neurons und damit die Weiterleitung eines Signals hängt vom Eingangswiderstand der Zelle – genauer dem Membranwiderstand der dendritischen Fortsätze und dem des Cytoplasmas zwischen Zellkörper und Ausläufern – ab. Je größer der Eingangswiderstand, desto größer ist die Änderung des Membranpotentials. Der Eingangswiderstand wird bestimmt durch die Dichte der Membrankanäle sowie der Größe des Neurons. Bei großen Neuronen liegt eine größere Membranoberfläche vor, was eine größere Anzahl an Membrankanälen bedingt, die eine Ionenleitung ermöglichen. Ist die Potentialänderung durch ein ankommendes Signal groß, ist die resultierende Änderung des Membranpotentials ebenfalls groß, wenn ein großer Eingangswiderstand vorliegt. Entscheidend für die Reaktion auf ankommende Signale ist also nicht nur die Größe eines ankommenden Signals und die daraus resultierende Änderung des Membranpotentials auf einzelnen Dendriten, sondern ebenso die Widerstände, die auf dem Weg dorthin durchlaufen werden müssen. Mit wachsender Entfernung vom Reizort ist eine kleiner werdende Änderung des Membranpotentials zu beobachten; dieser Abfall erfolgt exponentiell. Aufgrund der Schwäche von postsynaptischen Potentialen (0,2-0,4 mV) und der Abschwächung des Signals sind zwischen 50 und mehreren Hundert EPSP erforderlich, um eine Reizantwort auszulösen [60].

Fasst man diese Erkenntnisse zusammen, so stellt die Zellmembran die Struktur dar, welche durch die Veränderungen in der Aktivität der Ionen ihre räumlich-zeitlichen Aktivitätsmuster und damit die enthaltene Information verändern kann. Wie diese Informationen zellintern und im Verbund mit anderen Neuronen weitergeleitet werden kann, soll nachfolgend für die einzelnen Abschnitte der Neuronen beschrieben werden.

1.1.2 Funktionelle Abschnitte eines Neurons

Die Dendriten eines Neurons sind meist kurze, stark verzweigte Fortsätze, die vom Zellkörper ausgehend über synaptische Kontakte Informationen von anderen Neuronen aufnehmen und mittels elektrischer Spannungsänderungen auf deren Zellmembran zum Soma weiterleiten. Die Gesamtheit aller Dendriten eines Neurons wird als Dendritenbaum bezeichnet, dessen Struktur je nach Neuronentyp stark variiert [37].

Dendriten bilden die Kontaktstelle zu anderen Neuronen, indem sie über Tausende von Synapsen verfügen, welche die Informationsübertragung ermöglichen. Dabei bilden die Endknöpfchen des Axons den präsynaptischen Teil und der empfangende Teil auf dem Dendriten den postsynaptischen Teil der Informationsübertragungseinheit. Zwischen dem prä- und postsynaptischen Teil befindet sich der mit Flüssigkeit gefüllte, etwa 20 nm breite, sogenannte synaptische Spalt [84]. Abbildung 4 zeigt den generellen Aufbau einer Synapse.

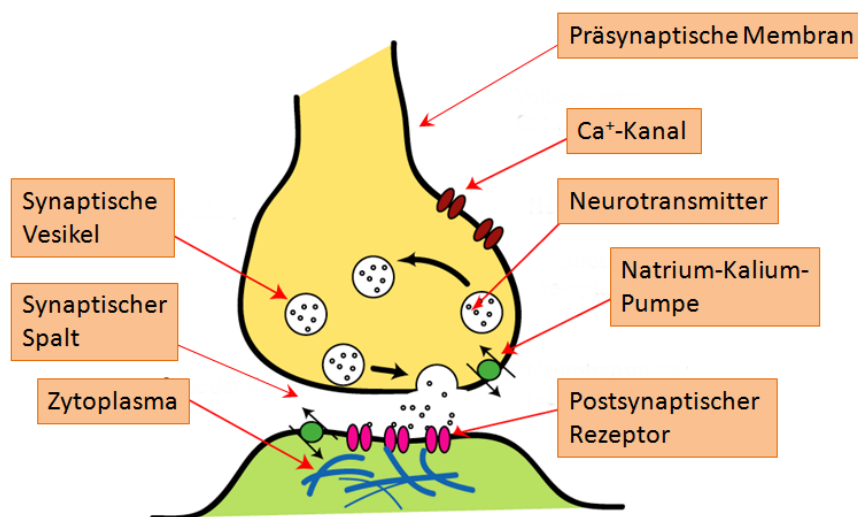


Abb. 4: Genereller Aufbau einer Synapse [89, modifiziert]

Sobald elektrische Potentiale über das Axon das Endknöpfchen erreichen, öffnen sich die in der präsynaptischen Membran befindlichen Calciumkanäle, die im Ruhezustand geschlossen sind und Ca²⁺-Ionen strömen in das Innere der Zelle. Dadurch steigt die Konzentration der positiven Calciumionen in der Zelle kurzfristig an, was ein Verschmelzen der synaptischen Vesikel mit der Zellmembran und damit ein Ausschütten der Neurotransmitter in den synaptischen Spalt bewirkt. Das elektrische Signal wird an dieser Stelle in ein chemisches umgewandelt. Die Neurotransmitter wandern über den synaptischen Spalt zur postsynaptischen Membran, docken dort an die Rezeptoren und bewirken somit ein Öffnen

Seite | 22

der Ionenkanäle. Dies ruft eine Änderung des postsynaptischen Membranpotentials (PSP) hervor, welches entweder zu einer Erregung der empfangenden Zelle führt (exitatorisches PSP) oder deren Erregbarkeit hemmt (inhibitorisches PSP). Bedingt wird dies durch unterschiedliche Synapsentypen. Die am häufigsten vorkommenden Synapsentypen sind Synapsen des Typ I, die durch die Ausschüttung von Glutamat exitatorischen Einfluss auf die nachgelagerte Zelle ausüben, da nach dem Andocken der Transmittermoleküle die Na^+ -Kanäle geöffnet werden und somit die einströmenden positiv geladenen Ionen eine Depolarisation des Neurons bewirken. Inhibitorische Synapsen des Typ II bewirken, dass mittels der Ausschüttung des Neurotransmitters GABA die Kalium- und Chloridkanäle geöffnet werden und somit einer Hyperpolarisation des Neurons eintritt, da hierdurch das Potential im Zellinneren negativer wird [73].

Die Informationsübertragung zwischen zwei Neuronen kann allerdings nicht nur von Axon zu Dendrit, sondern auch von Axon zu Axon, von Axon zu Zellkörper, von Dendrit zu Dendrit von Dendrit zu Axon, von Dendrit zu Zellkörper und von Zellkörper zu Zellkörper stattfinden [60].

Generell erfolgt die Weiterleitung von IPSP und EPSP elektrisch, also über die Bewegung von Ionen mittels graduierter Potentiale, die keine Refraktärzeit aufweisen. Das bedeutet, dass Neuronen gleichzeitig über viele Synapsen – typischerweise zwischen 1.000 und 10.000 – Informationen aufnehmen können, so dass die Stärke des Antwortverhalten eines Neurons von der Integration aller erregenden und hemmenden PSP abhängig ist [72].

Eine Weiterleitung der Informationen erfolgt generell von den Dendriten ausgehend über das Soma zum Axon. Das Soma selber ist hauptsächlich für den Metabolismus und den Stoffwechsel der Zelle verantwortlich. Das Axon – oder auch Neurit genannt – realisiert mittels seines Auswuchses aus dem Zellkörper eine Weiterleitung der in das Neuron einfließenden und von ihm verarbeiteten Informationen. Die Integration der zeitlich verzögert einlaufenden postsynaptischen Potentiale/Potentialveränderungen erfolgt am Axonhügel, dem Ursprungskegel des Neuriten, an dem das Schwellenpotential deutlich erniedrigt und welcher somit prädestiniert für die Auslösung von Aktionspotentialen (AP) ist [39].

Durch das Eintreffen der postsynaptischen Potentiale am Axonhügel ändert sich hier das Ruhemembranpotential der Zelle, sie wird depolarisiert (s. Kapitel 1.1.1). Erreicht die Depolarisation am Axonhügel ein Schwellenpotential, das etwa 10 bis 15 mV über dem

Ruhepotential liegt, öffnen sich alle spannungsgesteuerten Natriumkanäle; die Kaliumkanäle hingegen bleiben nahezu unverändert. Dies ist der Beginn eines sogenannten Aktionspotentials, in dessen Verlauf im Inneren des Neurons ein Überschuss an positiver Ladung von etwa +55 mV entsteht und damit eine totale Depolarisation der Membran stattfindet. Aufgrund der dadurch vorherrschenden positiven Ladung im Inneren des Neurons öffnen sich die spannungsgesteuerten Kalium-Kanäle, so dass positive Kalium-Ionen nach außen strömen können, wodurch die Membran wieder repolarisiert wird. Da die Schließung der Kalium-Kanäle zeitlich verzögert zur Schließung der Natrium-Kanäle einsetzt, wird kurzfristig außerhalb des Neurons ein positives Potential erzeugt, das als Hyperpolarisierung bezeichnet wird (Abbildung 5). Während dieses Prozesses ist das Neuron nicht durch einen weiteren eintreffenden Reiz erregbar, es befindet sich in der sogenannten Refraktärzeit. Nach ca. 5 ms ist das Ruhepotential des Neurons wieder hergestellt, so dass es erneut auf einen eintreffenden Reiz reagieren kann [39].

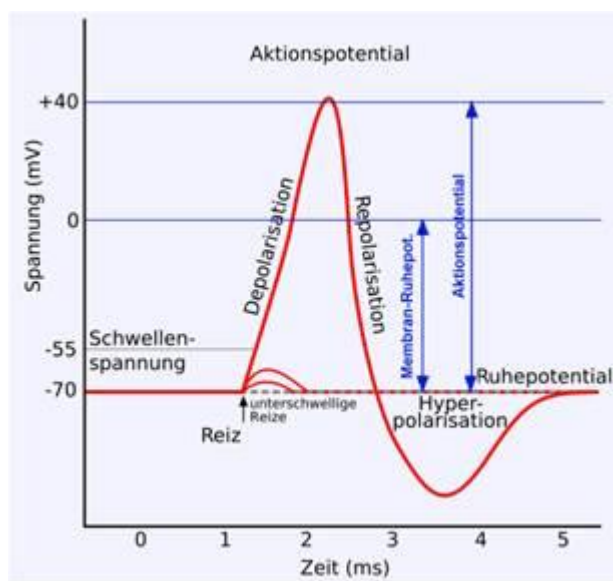


Abb. 5: Verlauf eines Aktionspotentials [54, modifiziert]

Aktionspotentiale sind dabei Nervenimpulse, die dem Alles-oder-Nichts-Prinzip folgen, d.h. sind sie einmal ausgelöst, läuft die Reaktion automatisch bis zum Ende ab. Die Amplitude des ausgelösten APs hängt demnach nicht mit der Stärke des Reizes, durch den es ausgelöst wurde, zusammen, lediglich das Auslösen an sich wird durch die Reizstärke bestimmt. Ist ein eintreffender Reiz allerdings sehr stark, werden nacheinander mehrere AP in einer bestimmten Zeitspanne ausgelöst, während man umgekehrt bei einem schwächeren Reiz nur wenige AP innerhalb dieser Zeitspanne findet. Die Zeitspanne zwischen zwei AP ist – den obigen

Ausführungen folgend – durch die Länge der Refraktärzeit des Neurons determiniert, womit auch die Frequenz, in der ein Neuron feuern kann, definiert ist [39].

Nachdem eine lokale Depolarisation am Axonhügel stattgefunden hat, muss diese über das Axon entlang zur präsynaptischen Membran weitergeleitet werden, um die Information von dort wiederum an andere Zellen weiterzugeben. Wie in Abbildung 6 verdeutlicht, wird die Weiterleitung des APs dadurch ermöglicht, dass die Depolarisation der Membran am Axonhügel im Vergleich zur Nachbarregion – aufgrund des dort herrschenden Ruhepotentials – eine umgekehrte Polarität aufweist. Aufgrund der elektrischen Anziehungskraft von positiven und negativen Ionen führt sie zu einem aktiven Depolarisationsstrom von der aktiven in die benachbarte noch inaktive Region. Das heißt, die zuströmenden Na^+ -Ionen in benachbarte Axonsegmente bewirken hier ein Absenken des Ruhepotentials bis die Schwelle von ca. -40 mV überschritten wird und somit wiederum ein AP ausgelöst wird [39].

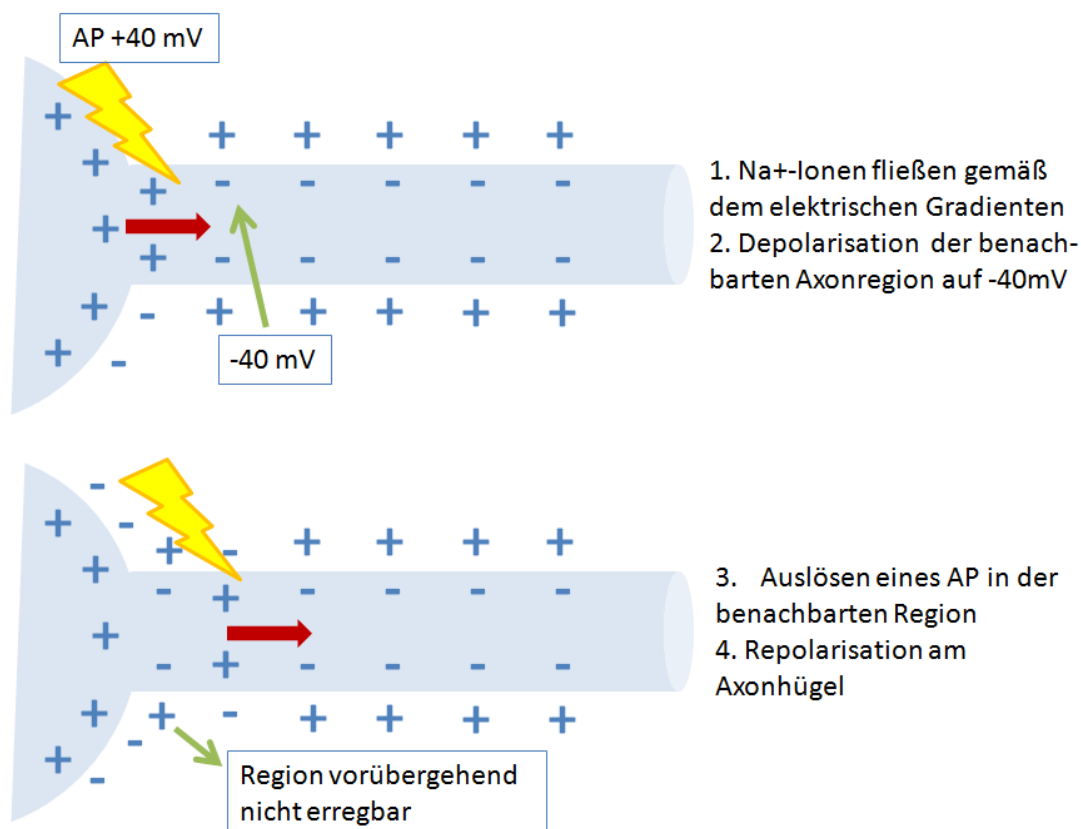


Abb. 6: Weiterleitung eines Aktionspotentials auf dem Axon

Spannungsgesteuerte Na^+ -Kanäle bewirken dabei, dass das AP nur in eine Richtung fließen kann, nämlich vom Soma weg. Dies liegt daran, dass sich die Na^+ - Kanäle, die gerade aktiv waren, in der Refraktärzeit befinden. Dies kann ca. $5\text{-}30 \text{ ms}$ dauern, so dass das ausgelöste

AP, das lediglich 3 ms dauert, bereits weiter Richtung präsynaptischer Axonterminale gewandert ist [39].

Die Leitfähigkeit bzw. die Geschwindigkeit der Potentialausbreitung auf der Axonmembran ist relativ konstant und proportional zur Wurzel aus dem Axondurchmesser. Eine Vielzahl der Axone ist von einer Myelinschicht umgeben, die sich aus 0,2-1,5 mm breiten Abschnitten von Schwann-Zellen bildet. Diese wickelt sich um das Axon herum und stellt somit eine Art Isolierung dar. Anhand dieser sogenannten Mark- oder Myelinscheiden werden die Axone in markreiche (stark myelinisierte) und markarme (schwach myelinisierte) Nervenfasern unterteilt. Daneben existieren unmyelinisierte Nervenfasern, die keine Markscheiden aufweisen [86].

Die markhaltigen Nervenfasern bilden den größten Anteil im zentralen Nervensystem (ZNS). Aufgrund ihrer Isolierung durch die Myelinisierung wird die Membrankapazität herabgesetzt und somit steigt die Weiterleitungsgeschwindigkeit der Informationen im Axon an [25]. Die hohe Geschwindigkeit und große Dichte der Na^+ -Kanäle an den einzelnen Markscheiden – den sogenannten Ranvier'schen Schnürringen – bewirken, dass Aktionspotentiale, die an einem Schnürring generiert werden, eine Depolarisation auf einem bis zu 15 mm entfernten Schnürring bewirken, so dass diese Distanz zur Weiterleitung des Aktionspotentials quasi übersprungen wird. Daher wird diese Art der Weiterleitung auch saltatorische Erregungsleitung genannt. Auf diese Weise wird eine Geschwindigkeit von 120 m/s erreicht, so dass ein Nervenimpuls von 1 ms Dauer eine Länge von 120 mm zurücklegen kann und damit 80-100 Schnürringe gleichzeitig in Aktivität versetzt.

Das Axon kann je nach Funktion und Zielregion im Cortex zwischen 1 μm und 1 m lang sein, seitliche Verzweigungen (Kollaterale) ausbilden und endet in den Axonterminalen, die mit einem synaptischen Endknöpfchen abschließen, um von dort die Information an nachgelagerte Neuronen, Muskeln oder Drüsen zu übertragen [74].

Zusammenfassend kann also festgehalten werden, dass die unterschiedlichen Bestandteile der Neuronen eine Weiterleitung der Informationen über elektrochemische Prozesse an ihre Membranoberfläche und mittels chemischer Übertragung an den Synapsen realisieren. Basierend auf physiologischen Eigenschaften der Neuronen, wie ihre dendritische Struktur oder unterschiedliche Synapsentypen, bilden sich Aktivitätsmuster – in Form von elektrischen und chemischen Potentialen – auf der Membranoberfläche der gesamten Neuronenstruktur

und an den Synapsen aus, welche die in das Neuron einfließenden Informationen und damit die inhärente Bedeutung repräsentieren. Gemäß dem Benesch'schen TMB-Ansatz entspricht die Form dieser Potentiale bzw. die Frequenz von Aktionspotentialen einer Information über die Stärke der Informationen. Weiterführend lässt sich – basierende auf dem CWA-Ansatz – aufgrund der sich ergebenden räumlichen und zeitlichen Gradienten in den Aktivitätsmustern ein Maß für die Größe der Veränderung dieser Information ableiten.

2. Informationsverarbeitung im visuellen System

Wie in den einleitenden Kapiteln beschrieben, liegt meinem Modell die visuelle Informationsverarbeitung zugrunde, da zum generellen Ablauf sehr dezidierte wissenschaftliche Erkenntnisse vorliegen, die als Basis des Modells herangezogen werden können. Die besondere Bedeutung der visuellen Wahrnehmung in Gesamtwahrnehmungsprozess lässt sich dabei auch an der Größe und Anzahl der involvierten Areale des Cortexes ablesen. Die primäre Sehrinde (V1) belegt dabei etwa 15% der Cortexoberfläche. Weitere 30 visuelle Areale sind in anderen Regionen des Cortexes zu finden, so dass insgesamt ca. 60% der Großhirnrinde aktiv in die Prozesse der Wahrnehmung, Interpretation und Reaktion auf visuelle Reize involviert sind [83].

Das Auge ist das Eingangstor für alle visuellen Informationen. Beim Menschen nimmt es etwa 10 Millionen Bit/sec an Informationen auf, was im Verhältnis zu den anderen Sinnesorganen den größten Prozentanteil (80%) darstellt [45]. Das einfallende Licht wird auf der Netzhaut gebündelt und von den Photorezeptoren in elektrische Impulse umgewandelt, so dass im Gehirn ein visuelles Bild der Umwelt erzeugt wird.

Zum besseren Verständnis der Verarbeitung von 10 Millionen Bit/sec soll im Folgenden zunächst der Aufbau des Auges (s. Abbildung 7) kurz erläutert werden.

2.1 Aufbau des menschlichen Auges

Da das Auge ein sehr empfindliches und zerbrechliches Organ ist, liegt es zum Schutz in der Schädelhöhle und ist nur zu einem kleinen Teil der Außenwelt zugewandt. Der innen liegende Teil wird zudem von der Lederhaut umschlossen, der der Außenwelt zugewandte Teil wird durch die konvex gewölbte, durchsichtige und formstabile Hornhaut geschützt. Die Wölbung der Linse dient der gleichmäßigen Brechung der Lichtstrahlen, um eine punktförmige Fokussierung und damit ein scharfes Sehen zu gewährleisten. Eine zweite Schicht bildet die Aderhaut, welche das Auge mittels sie durchziehender Blutgefäße versorgt und im vorderen Teil in die Iris mit der mittig gelagerten Pupille übergeht. Die Bündelung des einfallenden Lichtes wird über Linse, Iris und Ciliarmuskel geregelt, so dass dieses durch die Pupille auf die Retina (Netzhaut) trifft. Der Ort des schärfsten Sehens auf der Netzhaut ist die Fovea (Sehgrube), die sich direkt gegenüber der Pupille befindet. Die Fovea ist die lichtempfindlichste Stelle der Netzhaut und verfügt über die größte Dichte an

Photorezeptoren, den Stäbchen und Zapfen (s. Kapitel 2.2.1). Im sogenannten blinden Fleck befinden sich keine Photorezeptoren, dies ist die Austrittsstelle des Sehnervs zum Gehirn [9].

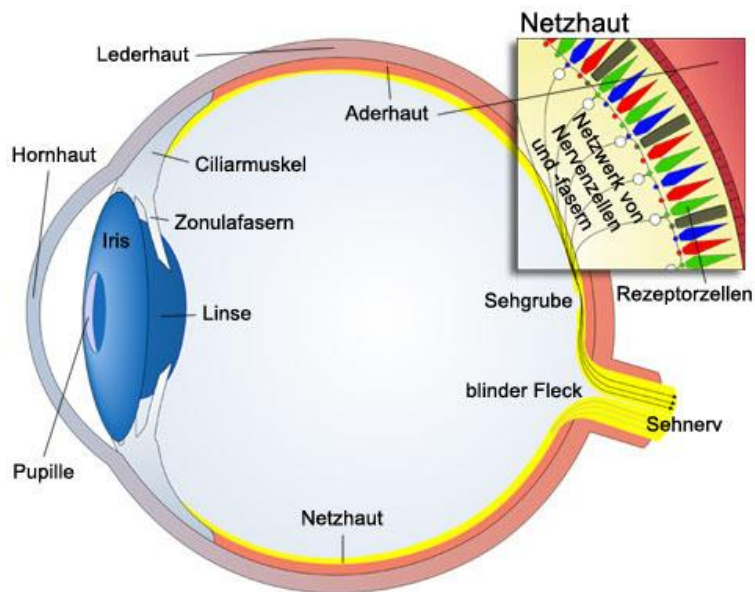


Abb. 7: Aufbau des Auges [10]

2.2 Verarbeitung von Reizen in der Retina

Ein Lichtreiz, der durch die Linse ins Auge fällt, durchdringt zunächst alle vorhandenen Zellschichten und trifft dann auf die Netzhaut, wo die Umwandlung des optischen Reizes in ein elektrisches Signal durch die Photorezeptoren beginnt (Abbildung 8). Die Signalweiterleitung an nachfolgende Zellen erfolgt via Synapsen in Form von graduierten Potentialänderungen, also einer Änderung der freigesetzten Transmitter. Somit wird die Stärke des Reizes über das Ausmaß der transmembranären Spannungsänderung kodiert, während dies bei den meisten anderen Neuronen über die Anzahl der Aktionspotentiale erfolgt. Bei den Photorezeptoren gibt es zudem die Besonderheit, dass ein eintreffender Reiz (Lichteinfall) nicht – wie bei den meisten anderen Neuronen – zu einer Depolarisation und damit zu einer vermehrten Transmitterausschüttung führt, sondern die Zelle hyperpolarisiert und die Anzahl der Transmitter reduziert sich. Dieser Vorgang der Reizweiterleitung und dessen Verarbeitung unter Beteiligung unterschiedlicher Neuronenarten werden in den folgenden Abschnitten näher erläutert.

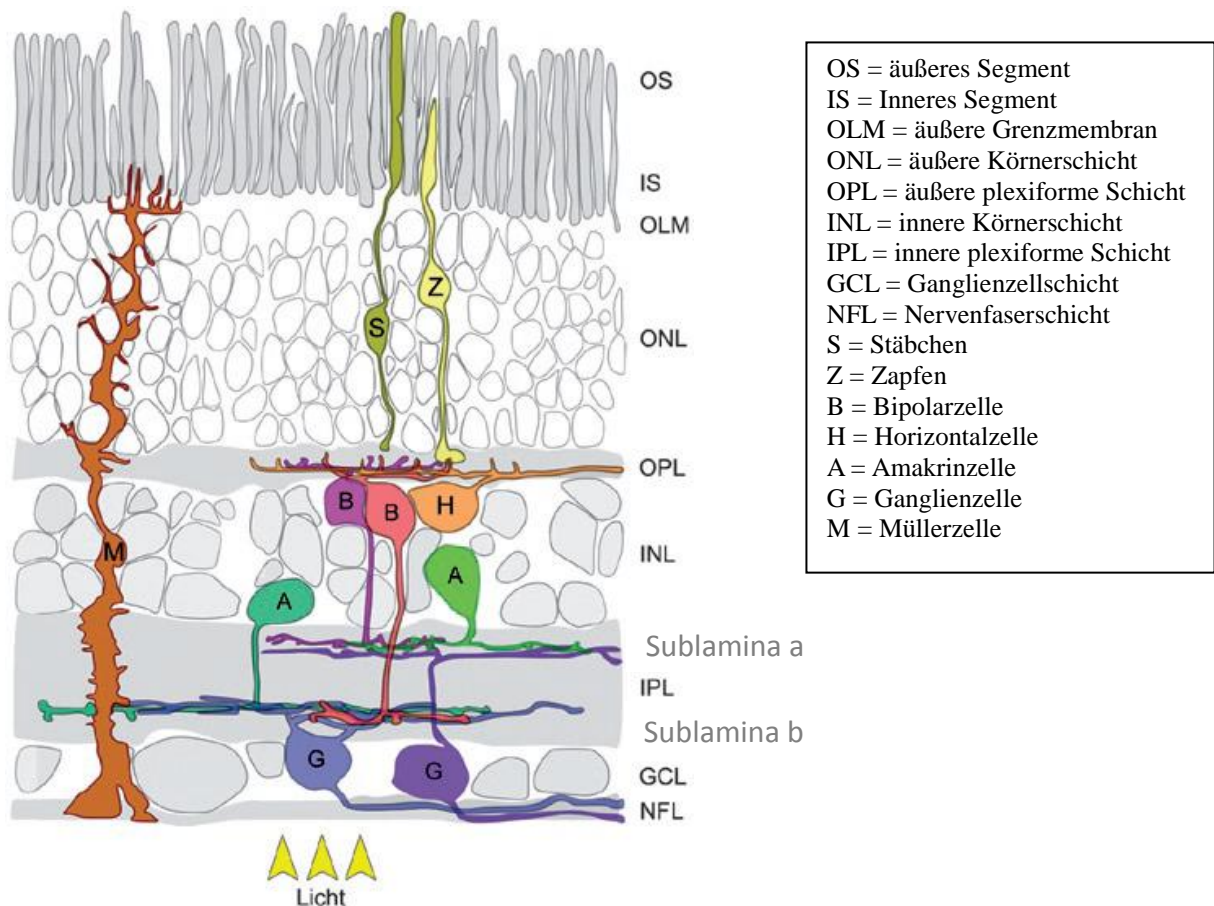


Abb. 8: Signalfluss in der Retina [12, freigegeben von T. Euler]

2.2.1 Photorezeptoren

Bei den Photorezeptoren lassen sich zwei Haupttypen unterscheiden: die Stäbchen und die Zapfen.

Stäbchen. Die Stäbchen, welche das scotopische Sehen (Hell-Dunkel-Sehen) ermöglichen, können nur Lichtintensitäten verarbeiten, d.h. sie können keine Farben unterscheiden. Ihre hohe Lichtsensitivität ermöglicht es, dass bereits ein einzelnes absorbiertes Photon eine Potentialveränderung am postsynaptischen Neuron von 1 mV bewirken kann. Aufgrund ihrer Lichtempfindlichkeit befinden sich die Stäbchen hauptsächlich in der Peripherie der Netzhaut, die weniger stark vom einfallenden Licht erreicht wird. Die Lage in der Peripherie hat allerdings den Nachteil, dass viele Stäbchen via Bipolarzelle auf eine Ganglienzelle konvergieren, während die Zapfen in der Fovea im Verhältnis 1:1 auf die Ganglienzellen projizieren. So ist das räumliche Auflösungsvermögen eines Stäbchens sehr gering und das Erkennen von Details dadurch nicht möglich. Die Gesamtzahl der Stäbchen in der Netzhaut

umfasst etwa 120 Millionen, ihr Durchmesser beträgt etwa 3 μm und ihr Sehpigment Rhodopsin reagiert bei einer Wellenlänge von 500 nm am empfindlichsten [69].

Zapfen. Die Zapfen – hauptsächlich in der Fovea lokalisiert – sind für das photopische Sehen (Farbsehen und Hell-Dunkelwahrnehmung) verantwortlich. Um die Unterscheidung von Farben zu realisieren, existieren drei Zapfentypen (blau, grün, rot), deren Sehpigment Iodopsin jeweils auf unterschiedliche Wellenlängen des Lichts reagiert, wobei das Absorptionsmaximum beim Menschen zwischen 455 nm und 570 nm liegt. Zapfen sind weniger lichtempfindlich als Stäbchen und reagieren daher erst ab einer Anzahl von ca. 100 absorbierten Photonen mit einer Potentialveränderung am postsynaptischen Neuron. Dadurch, dass die Zapfen in der Fovea lokalisiert sind und im Verhältnis 1:1 auf die Ganglienzellen konvergieren, ist ihr räumliches Auflösungsvermögen deutlich besser als das der Stäbchen. Insgesamt verfügt die Retina über ca. 6 Millionen Zapfen, ihr Durchmesser beträgt etwa 2 μm [69].

Stäbchen und Zapfen verfügen über einen ähnlichen generellen Aufbau (Abbildung 9), der aus einem Außen- und Innensegment, der äußeren Körnerschicht sowie einer synaptischen Region besteht.

Das Außensegment besteht bei den Stäbchen aus sogenannten Discs und bei den Zapfen aus Membraneinfaltungen, in denen die für die photochemischen Prozesse notwendigen Proteine wie z.B. Rhodopsin, Transducin oder Phosphodiesterase eingebettet sind. Das Innensegment enthält die für den Metabolismus der Zelle notwendigen Mitochondrien, das endoplasmatische Retikulum, in die Zellmembran eingelagerte Na^+/K^+ -ATPasen (Natrium-Kalium-Pumpen), einen $\text{Na}^+/\text{Ca}^{2+}$ -Austauscher und Kaliumkanäle. In der sich anschließenden äußeren Körnerschicht befindet sich der eigentliche Zellkörper mit dem Zellkern und in der synaptischen Region das Axon mit der synaptischen Endigung [69].

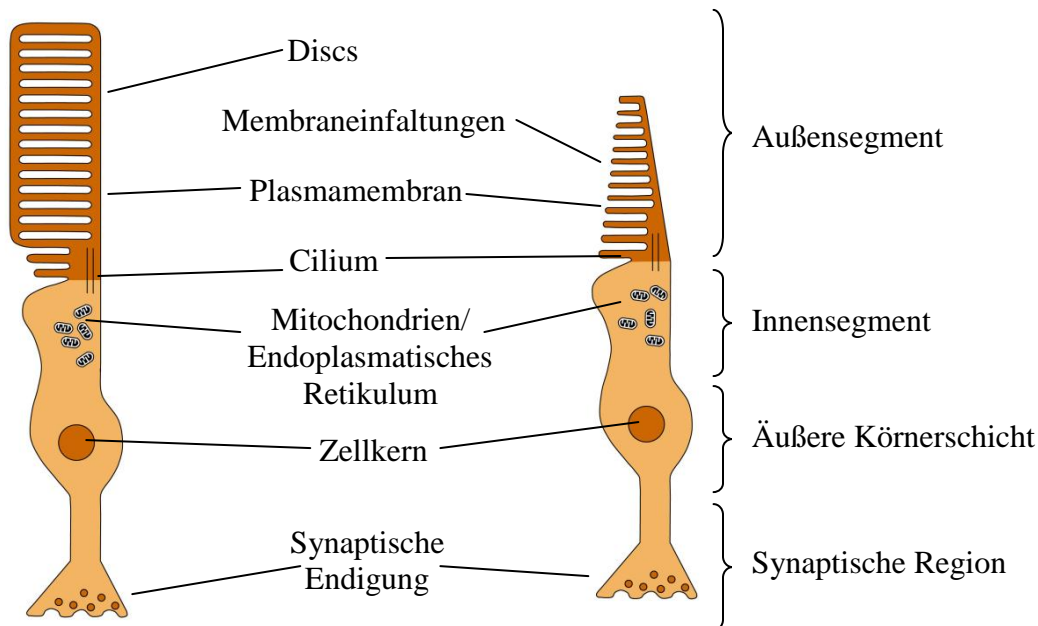


Abb. 9: Aufbau Photorezeptoren, links: Stäbchen, rechts: Zapfen [81, erweitert]

Im Außensegment findet die eigentliche Überführung eines Lichtreizes in ein Rezeptorpotential mittels der sogenannten Signaltransduktionskaskade statt (in Abbildung 10 beispielhaft gezeigt an der Membran des Stäbchens). In den Discs bzw. den Membraneinfaltungen befindet sich der Sehfärbstoff Rhodopsin bzw. Iodopsin, ein G-Proteingekoppelter Rezeptor, der aus dem Transmembranprotein Opsin und dem daran fest gebundene Carotinoid 11-cis-Retinal besteht. Zudem enthält das Außensegment die Enzyme Guanylatzyklase und cGMP-Phosphodiesterase, die chemische Verbindungen während der Transduktion verändern, das Protein Transducin sowie ein heterotrimeres G-Protein. Des Weiteren liegen in der Plasmamembran des Außensegments cGMP-gesteuerte Na^+ - und Ca^{2+} -Kanäle sowie Na^+/K^+ -Austauscher. cGMP (Cyclisches Guanosinmonophosphat) ist dabei ein Second Messenger, der für die Signalweiterleitung innerhalb der Zelle verantwortlich ist [69].

Bei Dunkelheit sind die Na^+ - und Ca^{2+} -Kanäle durch den Einfluss der cGMP-Moleküle dauerhaft geöffnet, so dass die Ionen in die Zelle einströmen können und damit ein im Vergleich zu anderen Zellen etwas niedrigeres Ruhemembranpotential von -30 mV aufbauen. In diesem Zustand ist die Zelle depolarisiert. Der Vorgang wird aufgrund des chemischen Gradienten begleitet vom Ausströmen einer entsprechenden Menge K^+ -Ionen aus der Zelle heraus. Das daraus entstehende Potential wird als Dunkelstrom bezeichnet [89].

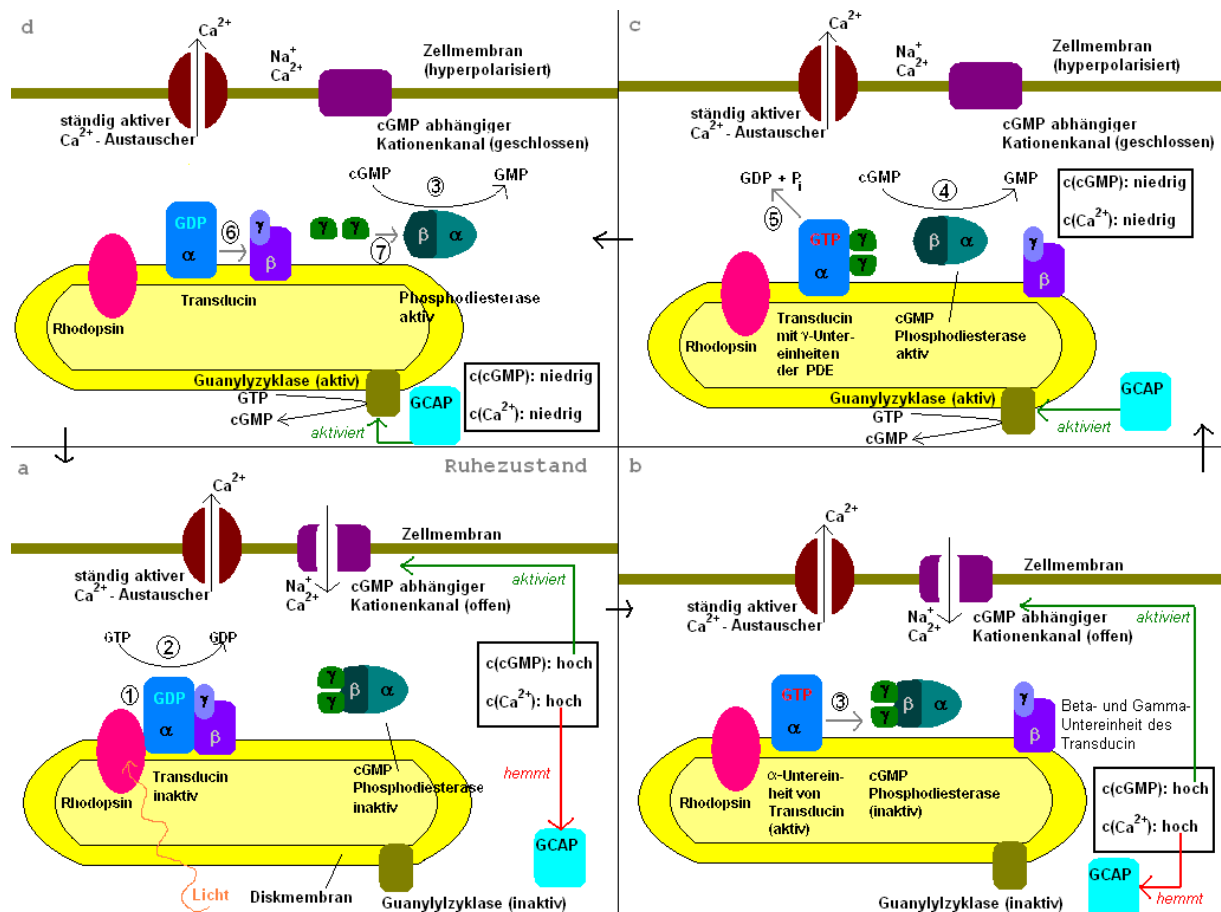


Abb. 10: Phototransduktionskaskade, Rh = Rhodopsin, T = Transducin, PDE = Phosphodiesterase, cGMP = Cyclisches Guanosinmonophosphat, 5'-GMP = hydrolysiertes GMP, GTP = Guanosintriphosphat, GDP = Guanosindiphosphat [86]

Fällt Licht auf einen Photorezeptor, wird das 11-cis-Retinal absorbiert und in all-trans-Retinal umgewandelt, wodurch es sich vom Opsin löst und das Rhodopsin aktiviert. Das aktivierte Rhodopsin bindet an eine Untereinheit des Transducins, dessen Untereinheiten einen Austausch von Guanosindiphosphat (GDP) gegen Guanosintriphosphat (GTP) induzieren und an eine entsprechende Anzahl Phosphodiesterase (PDE) koppeln, die dadurch angeregt wird. Diese Anregung bewirkt eine Hydrolyse des cGMP zum 5'-GMP. In dessen Folge löst es sich vom Na^+ - und Ca^{2+} -Kanal und bewirkt somit seine Schließung, so dass die Zelle daraufhin auf -70 mV hyperpolarisiert. Die durch das Schließen der Na^+ -Kanäle ebenfalls sinkende Ca^{2+} -Konzentration bewirkt aber gleichzeitig, dass 5'-GMP durch das Enzym Guanylatzyklase wieder in cGMP umgewandelt wird, so dass sich ein Gleichgewicht zwischen Auf- und Abbau des Second Messengers einstellt. Zeitgleich transformiert auch das GTP wieder zu GDP, so dass die Phosphodiesterase wieder freigegeben wird und sich wieder an den Transducinkomplex anlagern kann. Da die PDE dadurch inaktiv wird, kann auch kein cGMP

mehr abgebaut werden und die Na^+ - und Ca^{2+} -Kanäle bleiben geöffnet, so dass die Membran repolarisiert.

Neben dem beschriebenen Transduktionsprozess findet im Innensegment über den ständig aktiven Ca^{2+} -Austauscher ein weiterer Ionen-Austauschkreislauf statt. Während die cGMP-gesteuerten Na^+ - und Ca^{2+} -Kanäle geschlossen sind, also kein Ca^{2+} mehr in die Zelle einströmen kann, befördert der Ca^{2+} -Austauscher weiteres Ca^{2+} aus der Zelle heraus und die Natrium-Kalium-Pumpe das intrazelluläre Na^+ in die Zelle hinein. Die abnehmende Ca^{2+} -Konzentration bewirkt eine verstärkte Aktivität des Enzyms Guanylatzyklase, das von Ca^{2+} inhibiert wird, so dass dieses vermehrt cGMP synthetisieren kann. Das Ansteigen des Ca^{2+} -Spiegels im Außenbereich hat zur Folge, dass die Na^+ - und Ca^{2+} -Kanäle wieder geöffnet werden und die Zelle depolarisiert [68][69].

Beide beschriebenen Prozesse dienen also dazu, die Prozesse, die innerhalb des Photorezeptors bei Lichteinfall ablaufen, zu regulieren, indem der Ruhezustand wieder hergestellt wird. Somit kann der Rezeptor auf einen neuen Reiz reagieren.

Zusammenfassend kann also festgehalten werden, dass ein Photorezeptor bei Dunkelheit depolarisiert und infolge dessen über sein Axon, das in die äußere plexiforme Schicht stratifiziert und dort synaptische Kontakte zu Bipolar- und Horizontalzellen ausbildet, den exzitatorischen Neurotransmitter Glutamat ausschüttet. Fällt jedoch Licht auf die Rezeptoren, so dass diese hyperpolarisieren, reduziert sich die Transmitterausschüttung bzw. wird vollständig eingestellt.

2.2.2 Bipolarzellen

Bipolarzellen sind Neuronen, die lediglich über zwei Fortsätze verfügen, zum einen den Dendriten und zum anderen das Axon, welches dem Dendriten im Aufbau sehr ähnlich ist und daher auch dendritisches Axon genannt wird. In der Retina sind die Bipolarzellen dafür verantwortlich, die eingehenden Signale der Photorezeptoren aufzunehmen und gewichtet an die Ganglienzellen weiterzuleiten [34].

Es existieren zwei Arten von Bipolarzellen, die aufgrund ihrer Erregungsweiterleitung und ihrer Morphologie unterschieden werden. Basierend auf der Art ihrer Erregungsweiterleitung erfolgt eine Unterteilung in sogenannte ON- und OFF-Zellen, wobei die ON-Bipolarzellen

den Photorezeptor mit ihren Dendriten invaginieren, während die OFF-Bipolarzellen flache Synapsen an der Basis der Photorezeptorsynapse bilden [59].

Über ihre dendritischen Fortsätze nehmen Bipolarzellen den Input von den Photorezeptoren in der äußeren plexiformen Schicht auf, während ihre Axone je nach Zellart unterschiedlich weit in die innere plexiforme Schicht stratifizieren. Die Fortsätze der ON-Bipolarzellen bilden synaptische Kontakte mit Zellen im tiefer liegenden Teil der inneren plexiformen Schicht (Sublamina b) aus, die OFF-Bipolarzellen im äußeren Bereich (Sublamina a). Der Zellkörper selbst liegt in der inneren Körnerschicht (s. Abbildung 8). Die Signalübertragung erfolgt wie bei den Photorezeptoren über graduierte Potentiale, so dass die Intensität eines Reizes über die Menge der ausgeschütteten Transmitter kodiert wird. Sowohl die ON- als auch die OFF-Bipolarzellen schütten wie die Photorezeptoren den Transmitter Glutamat aus [12].

Der entscheidende Unterschied der beiden Bipolar-Zellarten liegt in deren postsynaptischen Glutamatrezeptoren, welche auf ausgeschüttete Transmittermengen der Photorezeptoren spezifisch reagieren.

So liegen auf der postsynaptischen Membran der ON-Bipolarzellen metabotrope Glutamatrezeptoren des Typs mGluR6, auf die der Neurotransmitter Glutamat inhibitorisch wirkt, was bedeutet, dass die in der Zellmembran eingelagerten Kationen-Kanäle beim Eintreffen von Glutamat geschlossen werden. Somit können bei diesen Bipolarzellen keine positiven Ionen in die Zelle gelangen, woraus folgt, dass das Inneren der Zelle immer negativer wird. Die ON-Bipolarzelle wird demnach bei Dunkelheit inhibiert und setzt ihrerseits keine Neurotransmitter frei, die eine Information an die nachfolgende ON-Ganglienzelle übertragen könnten. Im Gegensatz zur ON-Bipolarzelle exprimiert die OFF-Bipolarzelle den ionotropen (kanalbildenden) Glutamatrezeptor AMPA, auf den der Neurotransmitter excitatorisch wirkt, so dass die Kationen-Kanäle geöffnet bleiben und die Zelle im Inneren positiv – also depolarisiert – wird. Diese Depolarisation der OFF-Bipolarzelle bei Dunkelheit hat eine Ausschüttung von Neurotransmittern zur Folge, die wiederum depolarisierend auf die nachfolgende OFF-Ganglienzelle wirken [47].

Fällt nun Licht auf den Photorezeptor, wird dieser dadurch hyperpolarisiert, da die Na^+ -Kanäle geschlossen werden und keine positiven Ionen mehr in das Zellinnere strömen können. Dies hat die Unterbindung der fortwährenden Ausschüttung des Neurotransmitters Glutamat zur Folge (s. Transduktionskaskade). Die so abfallende Konzentration von Glutamat bewirkt, dass

die Kationen-Kanäle der ON-Bipolarzelle unbesetzt sind und die positiven Ionen in die Zelle einfließen können. Die so depolarisierte Bipolarzelle schüttet nun ihrerseits den Transmitter Glutamat aus, was zu einer Depolarisation der nachfolgenden ON-Ganglienzelle führt und Informationen somit weitergegeben werden können. Für die OFF-Bipolarzellen bedeutet der Konzentrationsabfall von Glutamat, dass sich Kationen-Kanäle durch die Nichtbesetzung schließen, so dass sich eine Hyperpolarisation der Zellen einstellt, die infolge dessen keine Neurotransmitter freisetzen und somit auch keine Informationen an die OFF-Ganglienzellen übertragen [7].

2.2.3 Ganglienzellen



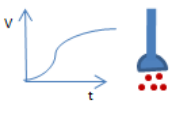
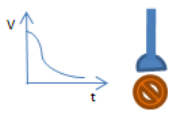


Eine Informationsübertragung von den ON- und OFF-Bipolarzellen an die ON- und OFF-Ganglienzellen erfolgt ebenfalls mittels graduierter Potentialänderungen. Neben den reinen ON- und OFF-Ganglienzellen werden in der Literatur auch ON/OFF-Ganglienzellen [13] beschrieben, die von beiden Typen excitatorische Signale erhalten. Da in ihnen aber der OFF-Anteil dominiert und auch die grundlegenden Funktionalitäten noch nicht hinreichend geklärt sind, soll dieser Typ Ganglienzelle in dieser Arbeit nicht weiter betrachtet werden.

Die Zellkörper der Ganglienzellen sind in der Ganglienzellschicht der Retina lokalisiert, ihre Dendriten stratifizieren in die innere plexiforme Schicht und bilden Synapsen mit den ON- oder OFF-Bipolarzellen in den unterschiedlichen Sublamina sowie mit den Amakrinzellen (s. Kapitel 2.2.4) aus. Die Axone der Ganglienzellen sind in der Nervenfaserschicht gebündelt und bilden den Sehnerv, der die Informationen bei einer Depolarisation ab -40 mV an den visuellen Cortex weiterleitet, und zwar hier speziell in die visuellen Areale des Thalamus und des Mittelhirns [34]. Im visuellen System der Netzhaut existieren etwa 120 Millionen Nervenzellen, wovon ca. 1,5 Millionen Ganglienzellen sind. Sie sorgen dafür, dass die wahrgenommene Information getrennt nach Form, Farbe, Orientierung und Bewegung in unterschiedliche Areale des Cortexes weitergeleitet wird. Grundvoraussetzung hierfür ist, dass verschiedenen Ganglienzellklassen existieren, die unterschiedliche Antworteigenschaften aufweisen wie zum Beispiel hohe zeitliche oder räumliche Auflösungsfähigkeit, Erkennung von Orientierungen und Bewegungen oder Reaktion auf unterschiedliche Farben. Die Unterschiede zwischen den einzelnen Zellklassen lassen sich unter anderem anhand ihrer heterogenen Morphologie ablesen. Die wichtigsten morphologischen Unterscheidungskriterien sind dabei die Größe des Zellkörpers, die Verzweigung der Dendriten und die Häufigkeit des Auftretens einer Zellklasse. Man unterscheidet heute ca. 20

unterschiedliche Typen von Ganglienzellen, die jeweils bei einem Eintreffen des Lichtstrahls auf einem Ausschnitt der Netzhaut angeregt werden, wobei die beiden Haupttypen α - und β -Zelltypen bilden. Zellen des Typs α empfangen ihren Input hauptsächlich aus der Peripherie der Netzhaut, während der Input der β -Zellen aus der Fovea stammt [5].

Generell existieren – ebenso wie bei den Bipolarzellen – von allen Ganglienzellklassen zwei verschiedene Arten: diejenigen, die vom eintreffenden Licht gereizt werden, die sogenannten ON-Ganglienzellen und diejenigen, die dadurch gehemmt werden, die OFF-Ganglienzellen. Bei der Reaktion auf Licht werden dabei nicht die Qualitäten schwarz/weiß detektiert, sondern heller/dunkler. Das bedeutet, dass ON-Ganglienzellen auf helle Objekte vor dunklem Hintergrund reagieren, während OFF-Ganglienzellen bei dunklen Objekten auf hellem Hintergrund eine Reaktion zeigen. Diese Objekt- und Hintergrundunterscheidungen sowie die Detektion von Objektgrenzen und ihre Ausrichtung wird von den Interneuronen Horizontal- und Amakrinzellen realisiert, die im folgenden Kapitel näher beschrieben werden.

In Abbildung 11 werden die bisher beschriebenen Prozesse der Signalweiterleitung noch einmal zusammenfassend dargestellt.

	Hell			
	ON-Pfad		OFF-Pfad	
Photorezeptor	Hyperpolarisation -> keine Ausschüttung Neurotransmitter		Hyperpolarisation -> keine Ausschüttung Neurotransmitter	
Bipolarzelle	Depolarisation -> Ausschüttung Neurotransmitter		Hyperpolarisation -> keine Ausschüttung Neuro.	
Ganglienzelle	Depolarisation -> Auslösen AP		Hyperpolarisation -> kein AP	







	Dunkel			
	ON		OFF	
Photorezeptor	Depolarisation -> Ausschüttung Neurotransmitter		Depolarisation -> Ausschüttung Neurotransmitter	
Bipolarzelle	Hyperpolarisation -> keine Aus- schüttung Neuro.		Depolarisation -> Ausschüttung Neurotransmitter	
Ganglienzelle	Hyperpolarisation -> kein AP		Depolarisation -> Auslösen AP	

Abb. 11: ON- und OFF-Pfad bei unterschiedlicher Beleuchtung, oben: Lichteinfall, unten: kein Lichteinfall

2.2.4 Horizontal- und Amakrinzellen

Horizontal- und Amakrinzellen sind Interneurone, die inhibitorische Synapsen mit den Postsynapsen der nachgelagerten Neuronen ausbilden und dadurch modulierend auf den Informationsfluss zwischen Photorezeptoren, Bipolarzellen und Ganglienzellen einwirken. Der zugrunde liegende Neurotransmitter ist bei den Horizontalzellen das inhibitorisch wirkende GABA. Amakrinzellen setzen bei Erregung zum einen ebenfalls GABA frei und zum anderen das inhibitorisch wirkende Glyzin.

Die Modulierung von Horizontal- und Amakrinzellen kann dabei auf zweierlei Arten erfolgen:

1. Im Fall der Horizontalzelle mittels einer Feedbackverbindung auf die Axonterminalen der Photorezeptoren und im Fall der Amakrinzelle mittels einer Feedbackverbindung auf die Axonterminalen der Bipolarzellen.
2. Im Fall der Horizontalzelle mittels einer Feedforward-Verbindung auf den Dendriten der Bipolarzelle und im Fall der Amakrinzelle mittels einer Feedforward-Verbindung auf den Dendriten der Ganglienzelle [84].

In der zugrunde liegenden Literatur gilt der erste Fall aufgrund neurophysiologischer Untersuchungen als eindeutiger belegt, weshalb ich in meinem Modell ebenfalls diese Verbindungsstruktur annehme. Anhand der nachfolgenden Abbildung werden beide Arten der Modulierung exemplarisch anhand der Verbindungen zwischen Photorezeptor, Horizontalzelle und Bipolarzelle noch einmal verdeutlicht:

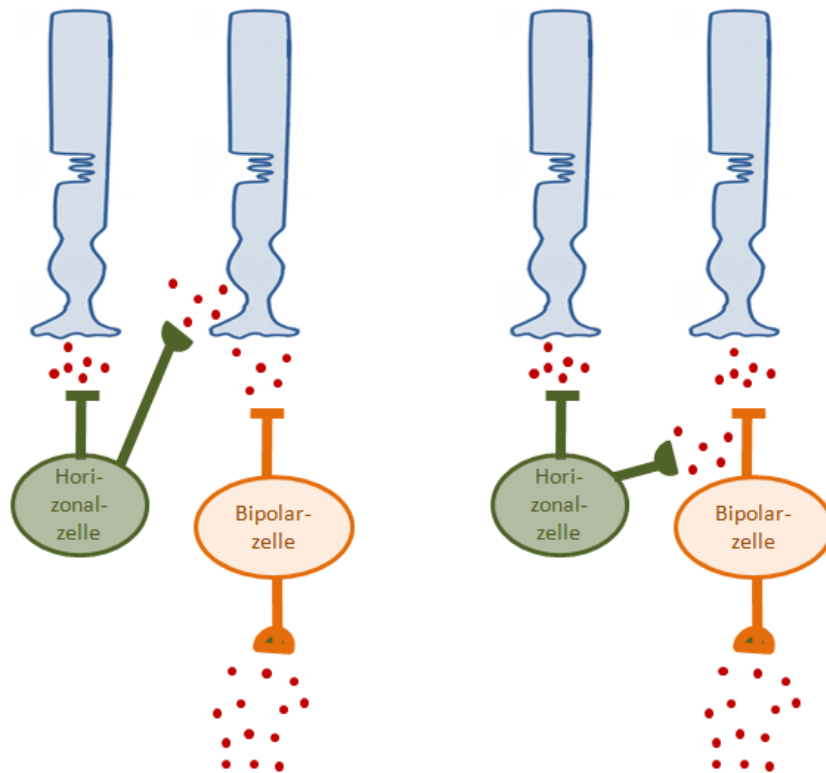


Abb. 12: Arten des modulierenden Einflusses von Horizontalzellen, links: Feedbackverbindung auf die Axonterminale des Photorezeptors, rechts: Feedforward-Verbindung auf den Dendriten der Bipolarzelle

Horizontalzellen. Horizontalzellen liegen wie die Bipolarzellen in der inneren Körnerschicht und senden ihre Fortsätze ausschließlich in die äußere plexiforme Schicht, wo sie synaptische Kontakte mit Photorezeptoren bilden. Dabei empfangen sie über ihre dendritischen Fortsätze den von den Photorezeptoren ausgeschütteten exzitatorischen Neurotransmitter Glutamat und geben modulierende Informationen über inhibitorische Synapsen in Form von GABA an die Postsynapsen benachbarter Photorezeptoren. Horizontalzellen reagieren aufgrund ihrer ionotropen Rezeptoren auf eine vermehrte Ausschüttung des Neurotransmitters Glutamat mit einer Depolarisation und bei einer verringerten Ausschüttung mit einer Hyperpolarisation. Da sie aufgrund einer Depolarisation oder Hyperpolarisation des Photorezeptors ebenfalls mit einer linear dazu verlaufenden Depolarisation oder Hyperpolarisation reagieren, spricht man davon, dass die Synapsen zwischen Photorezeptor und Horizontalzelle Vorzeichen erhaltend sind [53]. Im Gegensatz dazu sind die synaptischen Verbindungen von der Horizontalzelle auf die benachbarten Photorezeptoren aufgrund des inhibitorischen Neurotransmitters Vorzeichen invertierend, d.h. eine Depolarisation der Horizontalzelle bewirkt eine Hyperpolarisation des Photorezeptors, während eine Hyperpolarisation der Horizontalzelle eine Depolarisation des Photorezeptors zur Folge hat. Die Hyperpolarisation des Photorezeptors wird im ersten Fall

dadurch ausgelöst, dass aufgrund der geringen Lichtintensität viel Glutamat vom vorgelagertem Photorezeptor ausgeschüttet wird, was eine Depolarisation der Horizontalzelle zur Folge hat, die ihrerseits dann viel GABA ausschüttet und somit den nachgelagerten Photorezeptor hyperpolarisiert. Die Depolarisation des Photorezeptors – trotz des inhibitorischen Transmitters, der von der Horizontalzelle ausgeschüttet wird – lässt sich dadurch erklären, dass die Transmittermenge aufgrund des starken Lichteinfalls so gering ist oder ganz ausbleibt, dass aufgrund der oben beschriebenen physiologischen Prozesse der Nichtbesetzung von Rezeptoren mehr positive Ionen in den Photorezeptor einfließen, so dass das Potential immer weiter depolarisieren kann.

Da aber in jedem Fall immer inhibitorische Neurotransmitter ausgeschüttet werden, die hemmend auf den Photorezeptor wirken, wird dieses Prinzip als *laterale Hemmung* bezeichnet, die einer besseren Kontrastwahrnehmung dient. In Abbildung 13 wird dieses Prinzip anhand der Verschaltung zwischen Photorezeptoren, Horizontalzellen und Bipolarzellen veranschaulicht.

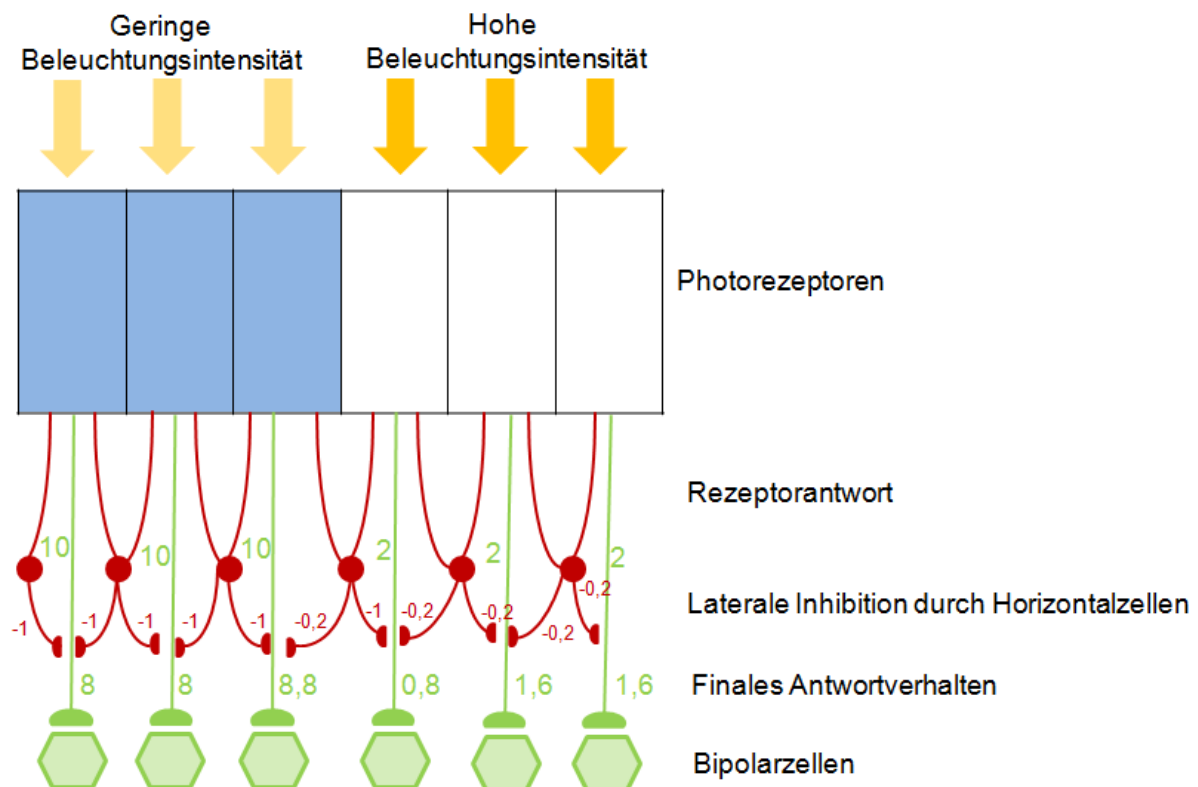


Abb. 13: Laterale Hemmung

Gezeigt sind in Abbildung 13 beispielhaft sechs Photorezeptoren, von denen die linken drei einer geringen Beleuchtungsintensität ausgesetzt sind, während die rechten drei stark beleuchtet werden. Die geringe Beleuchtungsintensität ruft eine hohe Rezeptorantwort (Ausschüttung von Glutamat, grüne Linie) vom fiktiven Wert 10 hervor, während die hohe Lichtintensität eine geringe Ausschüttung von Glutamat bewirkt und den fiktiven Wert 2 erhält. Jeder Rezeptor projiziert auf Bipolarzellen (grüne Sechsecke) und Horizontalzellen (rote Kreise), wobei die Information dahingehend moduliert wird, dass die Horizontalzellen inhibitorisch auf die jeweiligen Nachbarzellen einwirken – im Beispiel um den Faktor $1/10$. Dadurch erfahren die Rezeptorantworten unterschiedlich starke Einflüsse in dem Übergangsbereich zwischen hell und dunkel. Am finalen Antwortverhalten kann man die Kontrastverstärkung beim Übergang zwischen den beiden Helligkeitsstufen deutlich erkennen. Der Wert im dunklen Übergangsbereich wird durch den geringeren inhibitorischen Beitrag aus dem hellen Bereich – im Vergleich zu den einheitlich dunklen Flächen – weniger stark reduziert, während der Übergangswert im hellen Bereich durch den hohen inhibitorischen Beitrag aus dem dunklen Bereich stärker verringert wird als die Regionen mit gleichbleibender Helligkeit. So lässt sich generell an Hell-Dunkel-Übergängen folgender Potentialverlauf erkennen:

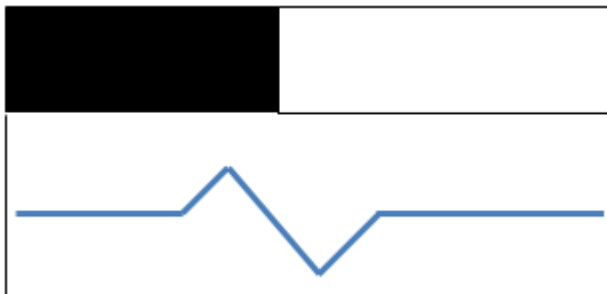


Abb. 14: Potentialverlauf bei Hell-Dunkel-Übergängen

Aus dem Prinzip der lateralen Hemmung ergeben sich z.B. zwei visuelle Phänomene: die Mach-Bänder und das Hermann-Gitter (Abbildung 15), die das Ergebnis der Kontrastverstärkung an den Übergängen sehr gut veranschaulichen. Während man bei den Mach-Bändern im Übergang zwischen Dunkel und Hell dunkle und helle Bänder wahrnimmt – die physikalisch aber nicht vorhanden sind – bewirkt das Prinzip der Kontrastverstärkung beim Hermann-Gitter, dass die Kreuzungspunkte der Gitterlinien deutlich dunkler wahrgenommen werden als die eigentlichen Gitterlinien in der Realität sind [17].

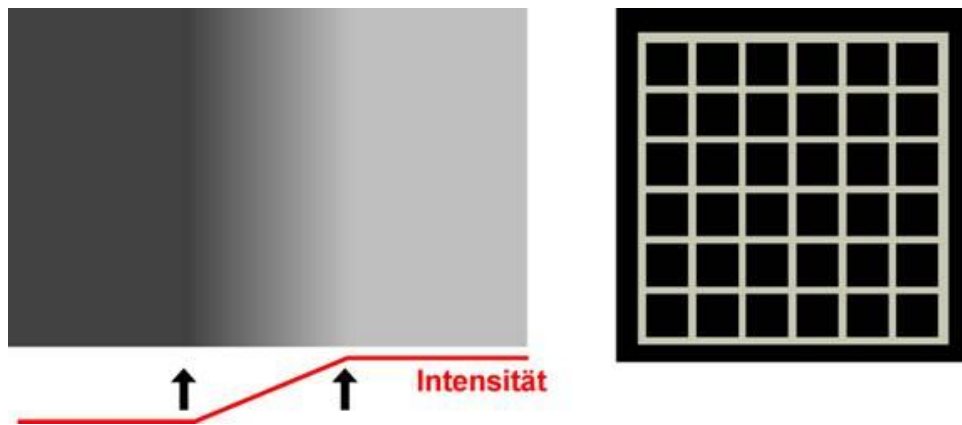


Abb. 15: Mach-Bänder (links) und Hermann-Gitter (rechts) [17, freigegeben von K.R. Gegenfurtner]

Amakrinzellen. Die Amakrinzellen sind ebenfalls in der inneren Körnerschicht lokalisiert. Sie unterscheiden sich aber hinsichtlich ihrer Stratifizierung von den Horizontalzellen dahingehend, dass sie zum einen synaptische Kontakte mit den ON-Bipolarzellen im tiefer liegenden Teil der inneren plexiformen Schicht bilden und zum anderen mit OFF-Bipolarzellen im äußeren Bereich der IPL [52]. Man kennt heute etwa 40 verschiedene Typen von Amakrinzellen, die jeweils spezifische Aufgaben in der Retina übernehmen [13]. Dabei lassen sich nach Chan in Masland [8] zwei Hauptfunktionen dieser Zellen ableiten:

1. Transfer der Information durch die Retina
2. Regulierung und Modellierung des Informationsflusses

Der erste Fall, der eine sehr allgemeine Funktion der reinen Informationsweitergabe beschreibt, kann allerdings den Sachverhalt der unterschiedlichen Typen von Amakrinzellen nicht hinreichend beschreiben. Daher ist die zweite Annahme, dass Amakrinzellen modulierend auf die jeweils spezifischen Funktionen der mit ihnen verschalteten Ganglienzellen einwirken, plausibler. Somit können Amakrinzellen eine modulierende Funktion bei der Wahrnehmung von Kontrasten, der Farberkennung oder der Richtungsdetektion einnehmen. Generell können die Funktionen der Amakrinzellen im Zusammenhang mit ihrer Zugehörigkeit zum Informationsverarbeitungspfad der Midget- oder Parasol-Ganglienzellen [13] unterschieden werden. Im Midget-Pfad, in dem jeweils ein Rezeptor auf eine Bipolarzelle und auf eine Ganglienzelle projiziert, unterstützt die Amakrinzelle die Horizontalzelle bei der Verstärkung von Kontrasten. Im Parasol-Pfad wird diese Eins-zu-eins-Zuordnung aufgehoben und benachbarte Zellen treten miteinander in Kontakt, um u.a. eine Richtungsdetektion zu realisieren.

Meinem Modell liegt für die in dieser Arbeit beschriebene Aufgabenstellung der Verstärkung von Kontrasten und Kantenübergängen in Bilddaten die Annahme zugrunde, dass Amakrinzellen hierbei einen zusätzlichen verstärkenden Einfluss haben. Diese weitergehende Verstärkung wurde aber im ersten Ansatz meines Modells nicht in die Modellierung einbezogen, um der besseren Verständlichkeit halber zunächst einmal zu zeigen, welchen Effekt die Umsetzung der lateralen Hemmung generell auf die Detektion von Kontrastübergängen ausübt. Eine Einbeziehung der Amakrinzellen als verstärkender Einfluss auf die Kantendetektion – aber vor allem auch hinsichtlich der Richtungsdetektion – ist Gegenstand meiner aktuellen und weiterführenden Forschungsarbeiten.

Die Umsetzung der retinalen Informationsverarbeitung erfolgt in meinem Modell somit bis zur Übertragung der Informationen an die ON- und OFF-Bipolarzellen und deren Ausbildung eines den Input repräsentierenden Potentials.

Da ich in diesem Kapitel den für mein Modell entscheidenden Prozess des hierarchischen Informationsflusses mit der Vielzahl beteiligter Neuronentypen und ihren unterschiedlichen Funktionen und physiologischen Mechanismen beschrieben habe, fasse ich diesen – ausgehend vom Photorezeptor bis zum Potential auf der ON- oder OFF-Bipolarzelle – in den folgenden Schaubildern noch einmal zusammen.

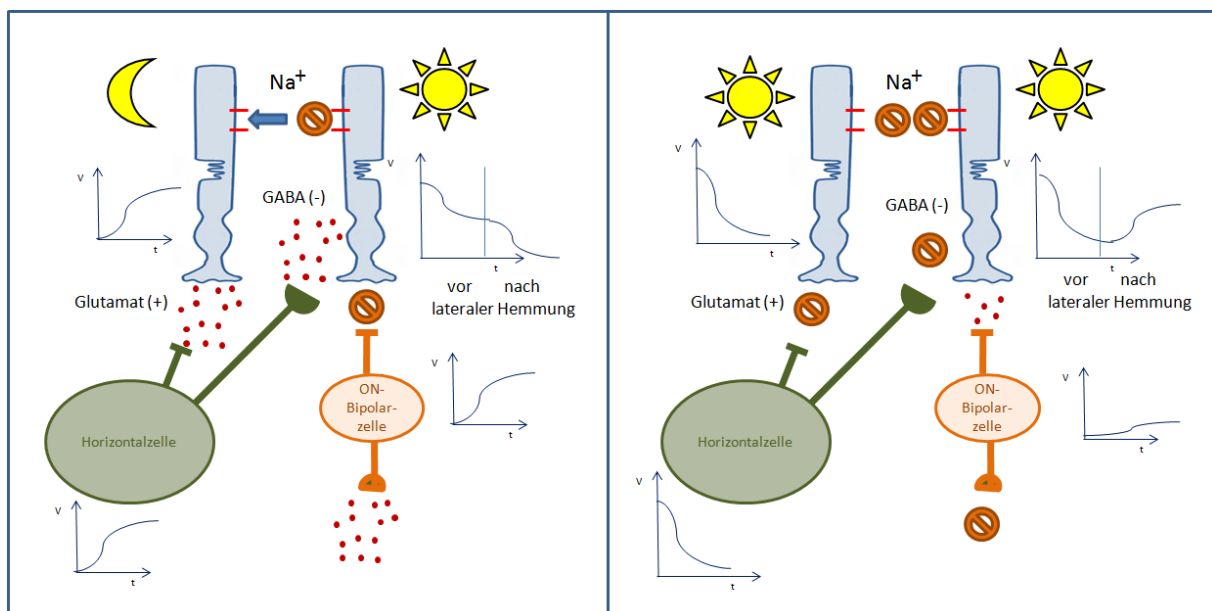


Abb. 16: Informationsweg vom Photorezeptor zur ON-Bipolarzelle, links: Center heller als Surround, rechts: gleiche Beleuchtungsintensität im Center und Surround

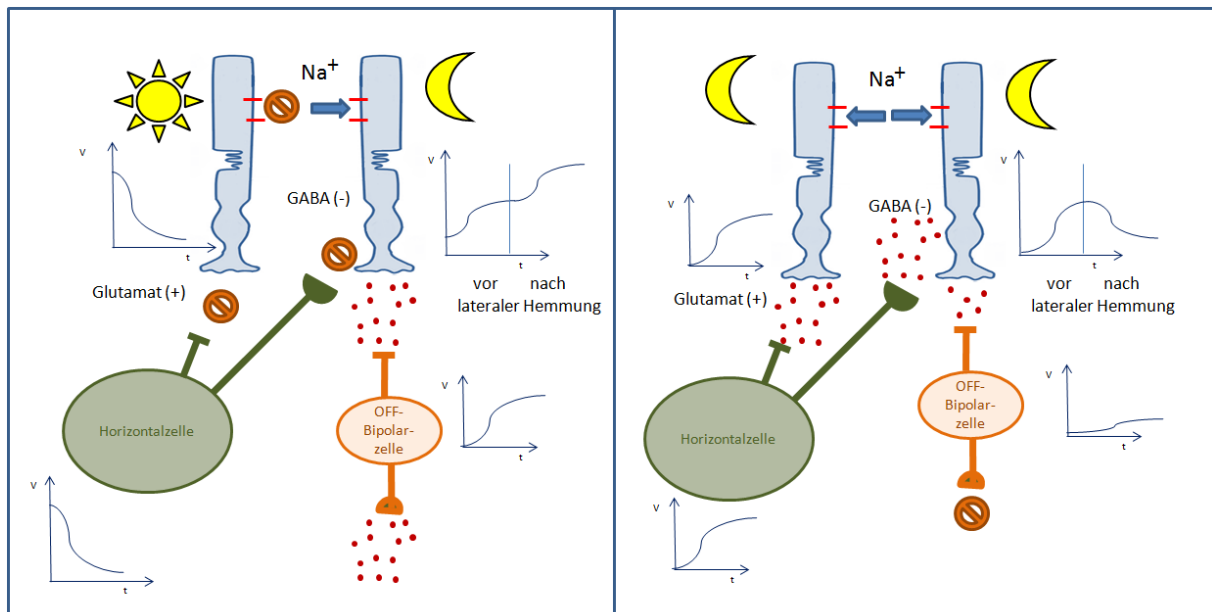


Abb. 17: Informationsweg vom Photorezeptor zur OFF-Bipolarzelle, links: Center heller als Surround, rechts: gleiche Beleuchtungsintensität im Center und Surround

Mit diesen streng biologischen und physiologischen Grundlagen liegen mir nun die Basisparameter vor, um die für mein Modell notwendigen grundlegenden Methoden zur Rauschunterdrückung und zur Kontrastverstärkung auszuformulieren und in ein generelles Verarbeitungsmodell zu überführen. Anhand der verschiedenen Neuronentypen, die aufgrund ihrer inhibitorischen und exzitatorischen Potentials auf der zugehörigen Membran Aktivitätsmuster ausbilden, kann ich Information und deren räumliche und zeitliche Veränderungen detektieren und somit auf Veränderungen in der Struktur von Bildern schließen. Liegen an zwei benachbarten Photorezeptoren unterschiedliche Beleuchtungsintensitäten an (Abbildung 16 und 17 links) – habe ich also eine Veränderung in der Struktur eines Bildes – äußert sich dieses durch eine verstärkte Aktivität der ON- oder OFF-Bipolarzellen. Ich kann also darauf schließen, dass dieser Beleuchtungsgradient zu einer Veränderung des Rezeptorpotentials und damit zu einer Veränderung der Aktivitätsmuster geführt hat. Habe ich allerdings – wie in Abbildung 16 und 17 rechts zu sehen – keine Unterschiede in der Beleuchtung von zwei Photorezeptoren, stelle ich auch keine Veränderung des Rezeptorpotentials und damit des Aktivitätsmusters fest, was sich dadurch äußert, dass weder durch die ON- noch durch die OFF-Bipolarzelle eine Reaktion auf diesen homogenen Reiz erfolgt.

Von entscheidender Bedeutung in diesem Prozess ist damit die laterale Beeinflussung, die eine Erkennung von strukturellen Änderungen aufgrund veränderter Transmitterfreisetzung und der daraus resultierenden Separierung der Informationswege via ON- und OFF-Bipolarzellen ermöglicht. Da allerdings die Transmitterfreisetzung je nach Verarbeitungsebene und Synapsentyp sowohl inhibitorische als auch excitatorische Effekte haben kann, also nicht als generell eindeutige Information definiert werden kann, muss diese Unterscheidung in meinem Modell erhalten bleiben. Dies realisiere ich, indem ich – in Anlehnung an die ON- und OFF-Bipolarzellen – eine Verarbeitung der Informationen in ON- und OFF-Pfad einführe (s. Kapitel 5.1). Durch die Implementierung von ON- und OFF-Pfaden werde ich im zugehörigen Kapitel darlegen, dass an jedem Kontrastübergang eine solche Separierung erfolgt, völlig unabhängig davon, wie hell oder dunkel der tatsächliche Lichteinfall ist. So können auch sehr schwache strukturelle Veränderungen detektiert werden, weil die laterale Hemmung die Photorezeptorpotentiale je nach Zugehörigkeit zum ON- oder OFF- Pfad entweder weiter hyperpolarisiert oder depolarisiert, so dass ich an den Bipolarzellen den in Abbildung 14 beschriebenen Potentialverlauf erhalte.

Um die lateralen Beeinflussung durch ON- und OFF-Pfade beschreiben zu können, fehlt mir nun noch die Anordnung der Rezeptoren und Neuronen, die sich in diesem Prozess gegenseitig beeinflussen. Die Retina greift hierfür auf sogenannte rezeptive Felder zurück, die im nächsten Kapitel näher ausgeführt werden.

2.3 Rezeptive Felder der Retina

Unter einem rezeptiven Feld der Retina versteht man den Bereich von Photorezeptoren, der auf eine nachgeschaltete Ganglienzelle projiziert, wobei in der Fovea jeder Photorezeptor via Bipolarzelle auf eine Ganglienzelle projiziert [3].

Im menschlichen Auge vergrößern sich die in Form von konzentrischen Kreisen angelegten rezeptiven Felder von der Fovea zur Peripherie hin stetig, so dass letztendlich in der Peripherie über 100 Photorezeptoren auf etwa 50 Bipolarzellen und diese auf eine Ganglienzelle projizieren. Die Größe der rezeptiven Felder ergibt sich aus der Verzweigung der Dendriten der Ganglienzelle bzw. der ihr vorgeschalteten Bipolarzellen.

Insgesamt konvergieren – wie im vorangegangenen Kapitel erwähnt – etwa 120 Millionen Rezeptoren auf ca. 1,5 Millionen Ganglienzellen, wobei sich die rezeptiven Felder auch derart

überlappen können, dass die einzelnen Photorezeptoren zu mehreren rezeptiven Feldern gehören können (s. Abbildung 18).

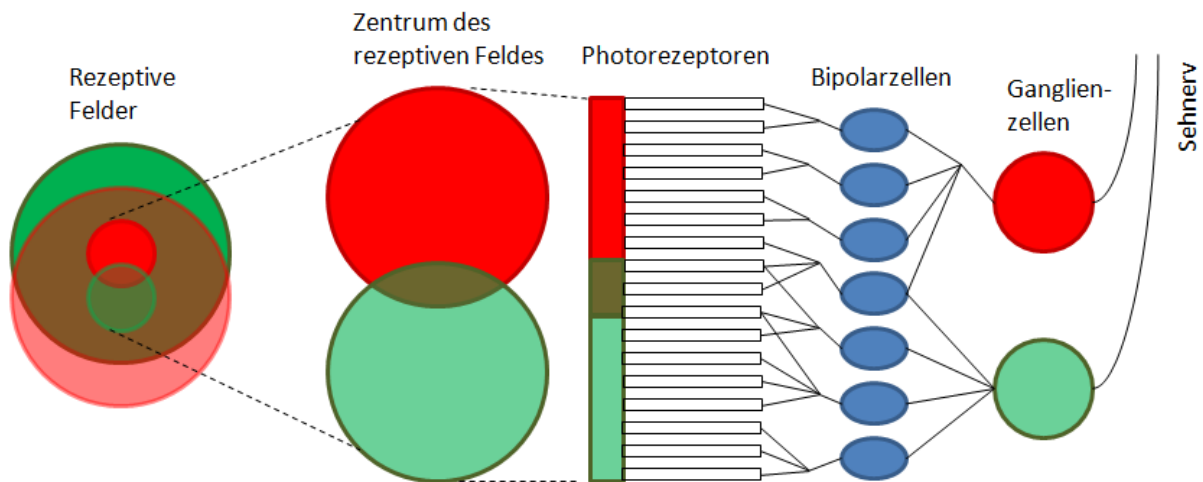


Abb. 18: Aufbau von rezeptiven Feldern [34, modifiziert]

Diese Konvergenzschaltung bietet unterschiedliche Vorteile bei der Verarbeitung der Fülle an eintreffenden Sinnesinformationen. Zunächst findet dadurch eine Reduktion und Komprimierung der Information statt sowie eine Selektion der relevanten Information, da Reize von nicht ausreichend stimulierten Photorezeptoren innerhalb eines rezeptiven Feldes als Gesamtheit nicht weitergeleitet werden. Des Weiteren erhöht sich durch die konvergente Organisation die Sehschärfe, da die rezeptiven Felder von Zapfen aufgrund ihrer geringeren Anzahl wesentlich kleiner sind als die der Stäbchen. So konvergieren weniger Rezeptoren auf eine Ganglienzelle, was zu einer besseren Auflösung und somit zu einem schärferen Seheindruck führt. Im Gegenzug führt aber die Verschaltung von vielen Photorezeptoren auf eine Ganglienzelle dazu, dass sich deren Empfindlichkeit erhöht, da die Intensität aufsummiert wird [19].

Rezeptive Felder bestehen in der überwiegenden Anzahl aus zwei symmetrisch angelegten Bereichen, dem Zentrum (Center) und dem antagonistischen Umfeld (Surround). Die Information, die am Center-Photorezeptor anliegt, wird über die Bipolarzelle zur Ganglienzelle geleitet. Die von den Photorezeptoren im Surround aufgenommene Information wird summiert und mittels Transmitterausschüttung an eine Horizontalzelle weitergegeben, die daraufhin einen entsprechenden inhibitorischen Input an den Center-Photorezeptor zurückgibt.

Basierend auf dieser antagonistischen Wirkweise und der Separierung der Informationen über ON- und OFF-Bipolar- und Ganglienzellen, werden receptive Felder in ON-Center-OFF-Surround und OFF-Center-ON-Surround unterteilt [34]. Die Abbildung 19 zeigt auf der linken Seite jeweils ein receptives Feld einer Midget-Ganglienzelle, bei der ein Photorezeptor den Center des receptiven Feldes bildet, während auf der rechten Seite jeweils das receptive Feld der Parasol-Ganglienzellen dargestellt ist, bei denen immer mehrere Photorezeptoren den Center eines receptiven Feldes bilden. Die jeweils im Umfeld liegenden Photorezeptoren bilden den Surround.

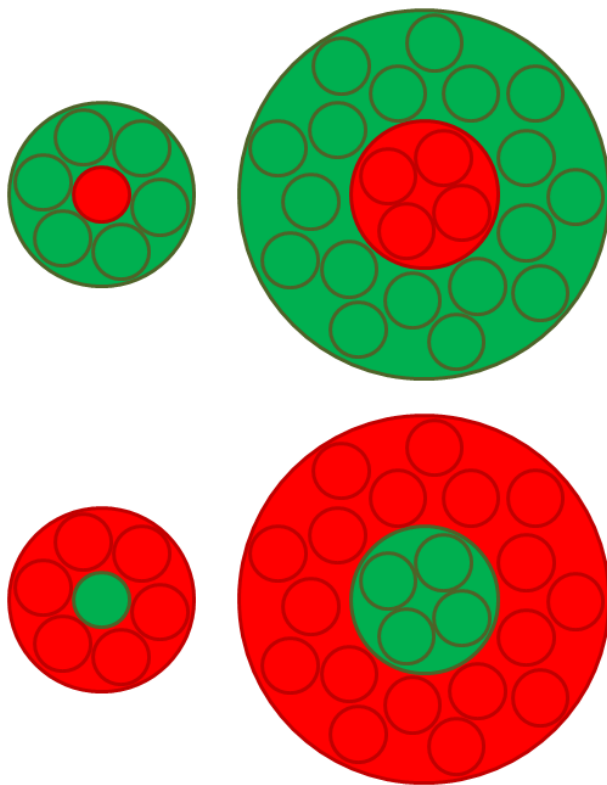


Abb. 19: Arten von receptiven Feldern, oben: ON-Center-OFF-Surround receptive Felder, unten: OFF-Center-ON-Surround receptive Felder

Da die antagonistischen Surroundbereiche durch die invertierten Synapsen der Horizontalzelle bedingt sind (s. Kapitel 2.2.4), reagieren die Bipolarzellen in diesen ON-Center-OFF-Surround receptiven Feldern mit einer maximalen Depolarisation bei einem Lichteinfall, der das Zentrum exakt ausfüllt, während der Surroundbereich nicht beleuchtet wird. Die zugehörigen Ganglienzellen feuern dann mit einer hohen Frequenz von Aktionspotentialen (Nr. 1 in Abbildung 20). Die Depolarisation bzw. die Abfolge von Aktionspotentialen fällt umso schwächer aus, je weniger Licht auf das Zentrum des receptiven Feldes trifft. Fällt das Licht bei dieser Art von receptivem Feld sowohl auf das Zentrum als auch auf das Umfeld,

Seite | 48

reagiert die zugehörige Bipolarzelle lediglich mit ihrer Grundaktivität (Nr. 3/6 in Abbildung 20), so dass das Schwellenpotential der Ganglienzelle nicht erreicht wird und sie daher kein Aktionspotential auslöst. Eine ausschließliche Stimulation des Surroundbereiches bewirkt eine Hyperpolarisation der Bipolarzelle in dessen Folge ebenfalls keine Aktionspotentiale von der Ganglienzelle generiert werden (Nr. 2 in Abbildung 20). Die Stärke der Hyperpolarisation ist ebenfalls davon abhängig, wie sehr der Surroundbereich ausgeleuchtet wird [34].

Bei OFF-Center-ON-Surround rezeptiven Feldern finden die oben beschriebenen Reaktionen genau umgekehrt statt. So reagieren OFF-Center Bipolarzellen mit einer maximalen Depolarisation, wenn das Zentrum unbeleuchtet ist, während der Surroundbereich voll ausgeleuchtet ist. Die zugehörige Ganglienzelle feuert daraufhin eine hohe Frequenz an Aktionspotentialen (Nr. 5 in Abbildung 20).

Zur Veranschaulichung ist in Abbildung 20 noch einmal zusammengefasst, wie sich das Antwortverhalten auf unterschiedliche Lichtreize von Bipolar- und Ganglienzellen in einem ON-Center-OFF-Surround und in einem OFF-Center-ON-Surround rezeptiven Feld dargestellt.

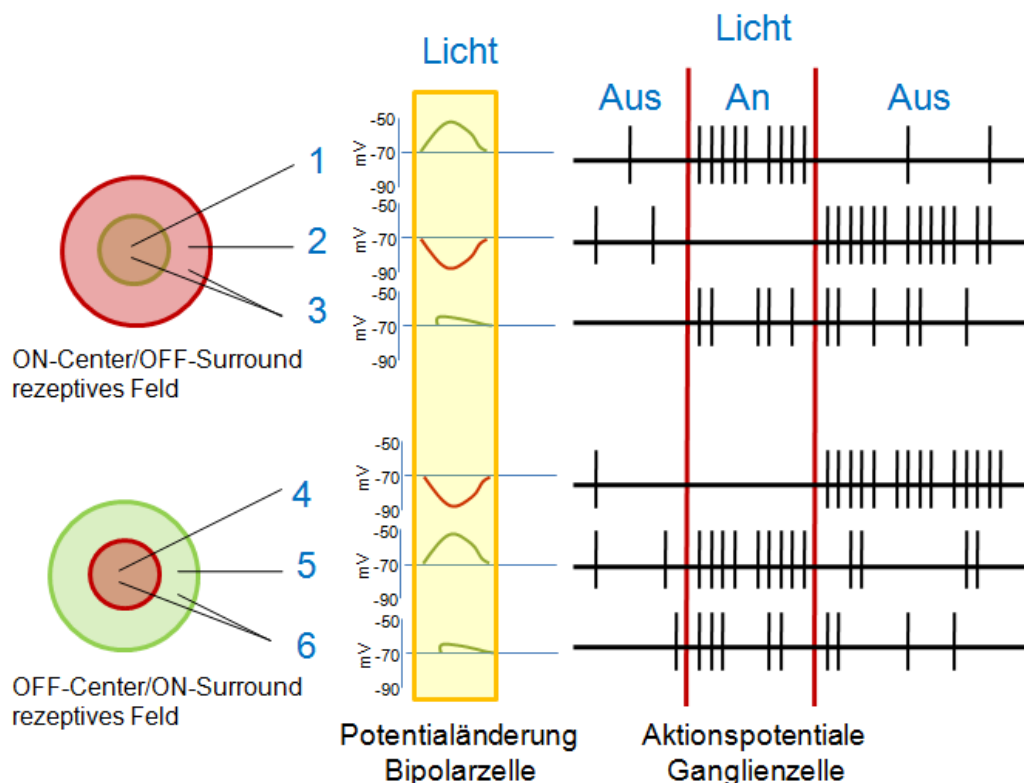


Abb. 20: Rezeptives Feld einer ON-Center-OFF-Surround Ganglienzelle

Durch die Organisationsform der rezeptiven Felder in ON- und OFF-Bereiche bekommen die jeweils nachgeschalteten Bipolar- und Ganglienzellen die Information, ob der betrachtete Photorezeptor durch einen hellen Lichtpunkt auf einem dunklen Hintergrund bzw. von einem dunklen Bereich auf einem hellen Hintergrund erregt wurde. Dabei ist die absolute Stärke eines Lichtreizes irrelevant, d.h. wenn auf einem hellen Hintergrund ein nur um wenige Nuancen hellerer Lichtpunkt liegt, erfolgt eine Verarbeitung der Informationen in der beschriebenen Unterteilung der ON- und OFF-Bereiche, so wie für helle Lichtpunkte auf dunklem Hintergrund. Somit können auch kleinste Veränderungen in der Helligkeit durch die Neuronen der Retina detektiert werden.

Aus der dargestellten Organisation der ON- und OFF-Verarbeitungspfade kann ich in meinem Modell also die Anordnung der Center- und Surround-Photorezeptoren ableiten, um eine Detektion von Kontrastübergängen zu realisieren. Wie diese Organisation lediglich auf der Basis der mir in einem Bild zur Verfügung stehenden Pixel – als Repräsentanten der Photorezeptoren –gelingen kann, werde ich im Kapitel 5.2 zeigen.

3. Kybernetische Neuronenmodelle

Zur modellhaften Beschreibung von neuronalen Prozessen finden sich in der Literatur unterschiedliche Ansätze. In den klassischen Ansätzen wird neuronale Funktionalität mittels sogenannter Eingangsvektoren, die das Neuron aktivieren und zugehöriger Gewichte, die die Information modulieren und anschließend an eine Ausgabefunktion übergeben, abgebildet. Dies wird im folgenden Abschnitt kurz skizziert, bevor anschließend die der Arbeit zugrunde liegenden kybernetischen Ansätze „Träger-Muster-Bedeutung“ und „Computing With Activities“ dargestellt werden, mit denen biologische Netze und ihre Funktionalität besser abgebildet werden können.

3.1 Basismodell für künstliche Neuronen

Das Agieren dieser künstlichen Neuronen wurde in den 50-er Jahren erstmals von McCulloch und Pitts [48] beschrieben, die Neuronen als eine Art Addierer definieren, der die in ein Neuron einfließenden Informationen aufsummiert. Ist das Neuron inaktiv, stellt es in Form einer Booleschen Variable den Wert *false* dar, wird in diesem Modell ein definierter Schwellenwert überschritten, feuert das Neuron und die Variable ist *true*. Im Laufe der Jahre wurde dieses Modell ständig weiterentwickelt bis Rosenblatt 1958 [67] das Perzeptron-Modell entwickelte, das bis heute die Grundlage der künstlichen neuronalen Netze bildet. Mittels einer Kombinationen modellhafter Neuronen konnten fortan einfache aussagenlogische Funktionen UND, ODER, NICHT beschrieben werden.

Analog zur Neurologie nehmen die modellierten Neuronen über ihre Dendriten Aktivierungen x_i (=EPSP) mit verschiedenen Gewichten w_i (=synaptische Stärken) auf, bis die Summe der Eingänge (Aktivität z) am Ausgang y des Neurons (=Axonhügel) einen definierten Schwellenwert b überschritten hat (s. Abbildung 21) [41].

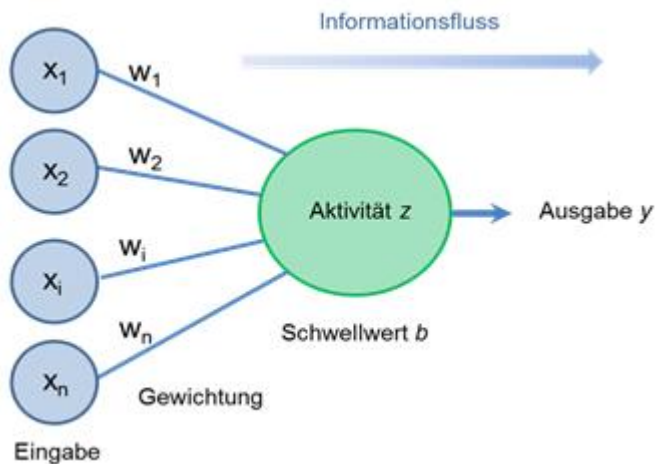


Abb. 21: Modelliertes Neuron

In dem modellierten Neuron werden zwei Funktionen berechnet: 1. Integrationsfunktion, welche die an das Neuron anliegenden gewichteten Inputs aufsummiert und 2. Aktivierungs- bzw. Entscheidungsfunktion, welche bestimmt, ob ein definierter Schwellwert zur Aktivierung des Neurons überschritten wurde.

Die so beschriebenen Neuronen in ihren unterschiedlichen Netzwerken werden mit dem Ziel eingesetzt, verschiedenartige Inputdaten aufzunehmen und anhand ihrer Merkmale zu identifizieren oder zu klassifizieren. Um dies zu realisieren, kommen drei grundlegende Lernparadigmen zum Einsatz: unüberwachtes Lernen, bestärkendes Lernen und überwachtes Lernen. Bei allen Lernparadigmen werden Trainingsmuster in Form von Vektoren ausgewählt, die dem Netz als Input dienen und die Gewichte so lange verändert, bis ein zuvor definierter Output durch das neuronale Netz erfolgt, bzw. ein vorgegebenes Optimierungsziel der Netzstruktur vollzogen wurde [41].

Da das Gehirn – als Vorbild der künstlichen neuronalen Netze – aber weder über definierte Ausgabewerte verfügt noch ausschließlich „direkt“ anhand bestimmter Trainingsdaten lernt – ausgenommen es existiert eine steuernde Instanz (Lehrer) – entwickelte Kohonen in den 80-er Jahren [40] ein weiterführendes Modell, das dem biologischen Prinzip der Selbstorganisation folgt. Bei ihnen ist die Ausgabe des neuronalen Netzes nicht ein bestimmter Outputwert, sondern die gesamte sich verändernde Aktivität eines Netzes aufgrund von einfließenden Informationen. Bei diesem neuen Paradigma – den sogenannten Self Organizing (Feature) Maps (SOM) – handelt es sich um ein unüberwachtes Lernverfahren, bei denen die aktiven Neuronen einer Karte die Ausgabe des Netzes

bestimmen. SOMs verfügen über eine Netztopologie, in der die einzelnen Neuronen über Nachbarschaftsfunktionen miteinander verbunden sind. Zum Training einer SOM wird dem Netz ein Eingabemuster präsentiert und der Abstand eines jeden Neurons zum Input ermittelt. Das Neuron mit dem geringsten Abstand zum Inputmuster wird – unter Verwendung des Optimierungsprinzips des Euklidischen Abstandes – als Winner-Neuron bezeichnet; es repräsentiert den gegebenen Input [41].

Das hier beschriebene Basismodell der künstlichen neuronalen Netze und seine Erweiterung um die Netztopologie, kann die Funktionsweise von biologischen Neuronen nur sehr unzureichend wiedergeben, greift es doch auf mathematische Verfahren und Berechnungen zurück, die im Widerspruch zu meiner Grundannahme stehen, dass die Natur nicht zählen kann. Die klassischen Modelle berücksichtigen zudem weder die Physiologie noch die unterschiedlichen Informationsübertragungseigenschaften der Neuronen. Um mich der nativen Informationsübertragung und –speicherung zu nähern, greife ich für mein Modell auf zwei kybernetische Ansätze zurück, die im folgenden Kapitel beschrieben werden.

3.2 Kodierung von Informationen gemäß des Träger-Muster-Bedeutung Ansatzes

Helmuth Benesch [2] zeigte in den 70-er Jahren einen Weg auf, wie die Informationsübertragung und der Erkennungsprozess in einem neuronalen Netzwerk realisiert werden kann, ohne dabei auf numerische Verfahren, wie sie bei den künstlichen neuronalen Netzen verwendet werden, zurückzugreifen. Dies gelang ihm hauptsächlich unter Einbeziehung der modellhaften Annahme einer „Träger-Muster-Bedeutung (TMB)“-Trias, die beinhaltet, dass die Trägerstruktur der Neuronen aufgrund von Informationen, die in ihr Netzwerk einfließen, Aktivitätsmuster ausbilden, die dann einer Bedeutung entsprechen.

Benesch veranschaulicht diesen Ansatz an einem einfachen Beispiel zur Informationsübertragung mittels Rauchzeichen.

1. Träger: Durch Feuer erzeugte Rauchsäule
2. Muster: Mittels des zeitweise Abdeckens des Feuers wird die Rauchsäule unterbrochen und ein spezifisches Muster entsteht

3. Bedeutung: Je nachdem, welcher Inhalt für das erzeugte Muster vereinbart wurde, kann dem Muster eine eindeutige Bedeutung zugeordnet werden, z.B. Gefahr

Es wird sofort klar, dass die Muster hier das Entscheidende sind, da in ihnen die Regeln zur Entschlüsselung einer Botschaft hinterlegt sind. Aufgrund der Komplexität der vorhandenen Muster werden diese in figurale und rhythmische Muster unterteilt, um sie einer Analyse bzw. dem Prozess der Mustererkennung besser zugänglich zu machen. Rhythmus und Figuration sind dabei die fundamentalen Prinzipien, auf die sich auch die Natur bei ihrer Evolution stützte, da sie als grundlegend für das Ausbilden von neurologischen Mustern bei der Gehirnaktivität vermutet werden. Die wichtigsten rhythmischen Muster innerhalb von neuronalen Prozessen sind die Frequenz (Anzahl von Grundbestandteilen in einem Zeitintervall), die Amplitude (Ausprägung der Stärke der Grundbestandteile), die Interferenz (Überlagerung und Beeinflussung von neuronalen Einzelaktivitäten) und die Modulation (Änderung der Grundbestandteile eines Musters). Eines der bekanntesten rhythmischen Muster, das in jüngster Zeit als bedeutungstragendes Element bei der neuronalen Informationsverarbeitung gesehen wird, ist wohl der Spike Train, in dessen Frequenz nach der Bedeutung gesucht wird, ebenso wie in der zeitlichen Überlagerung mehrerer Spike Trains Synchronisation). Da ich in meinem Modell auf der Ebene der Photorezeptoren, Bipolar- und Horizontalzellen agiere, die ihre Informationen mittels graduierter Potentiale und nicht via Aktionspotentialen weiterleiten, kommen diese Mustertypen hier nicht in Betracht. Wichtig für mein Modell ist zum einen die *Amplitude*, in der aufgrund der Transmitterfreisetzung die Stärke der einfließenden Information kodiert ist und zum anderen die durch die laterale Hemmung erfolgende *Modulation*, in dessen Folge sich Änderungen in den neuronalen Aktivitätsmustern ergeben, die das Maß der Veränderung in der Struktur eines Bildes repräsentieren [2].

Rhythmische Muster beschreiben die Aktionsströme innerhalb eines Neurons, während figurale Muster aus den Wegen der Übertragung dieser Signale an Folgezellen – also der Struktur der Netze an sich – entstehen. Die so definierten Verbindungsmuster von aktiven Neuronen bilden sich im Cortex bestimmte Figuren aus, die einer Bedeutung zugeordnet werden können. Diese Figuren sind sehr variabel, da sie sich mit jeder neuen Aktivierung von Neuronen verändern und somit eine neue Bedeutung bilden können. Erst dadurch, dass sich am Informationsverarbeitungsprozess beteiligten Neuronen bei Signalmodifikationen zu neuen Mustern zusammenschließen können, gelingt es der Natur, eine enorme Anzahl an

verschiedenen Aktivitätszuständen auszubilden, die mit einer Bedeutung belegt sind oder in einen Verstehensprozess hinterlegt werden [2]. Figurale Muster spielen in meinem Modell dahingehend eine Rolle, dass bei der Implementierung von rezeptiven Feldern jeweils unterschiedliche Neuronen und eine unterschiedlich große Anzahl zu einem Verbindungsmuster zusammengefügt werden, in dem sich die jeweilige Bedeutung ausbilden kann.

3.3 Computing with Activities

Ein Beispiel für die Nutzung von Aktivitätszuständen zur Kodierung und Speicherung von Informationen nach dem TMB-Ansatz zeigt das so genannte „Computing with Activities (CWA)“ [64][61].

Ausgangspunkt des CWA-Ansatzes waren Überlegungen zur Umsetzung der oben beschriebenen aktivitätsbezogenen Kodierung eines Gesamterregungsbildes zur Beschreibung, Klassifikation und Interpretation von Systemzuständen, die nicht auf numerischer Basis erfolgt.

Da die Aktivitätskarten einer SOM neurologisch betrachtet die physiologischen Vorgängen in Neuronen am besten widerspiegeln, wurde ein Verfahren zur neuartigen Kodierung der Informationen dieser Karte in der Art definiert, dass das Gesamtaktivitätsmuster der Karte die relevante Information einer gegebenen Szenerie kodiert und nicht ein einzelnes Winner-Neuronen, wie es in den klassischen Ansätzen der neuronalen Netze zu finden ist. Mittels dieses Ansatzes wurde es möglich, auch mit einer kleinen Anzahl von Neuronen viele situationsrelevante Aspekte zu speichern. Diese können anschließend durch ein nachgelagertes Feedforward-Netz dekodiert werden, da jedes Erregungsbild einem definierten Aspekt/Situation zugeordnet werden kann [61].

Algorithmisch umgesetzt bedeutet dies, dass das gesamte aktivitätsbezogene Erregungsbild der neuronal-basierten Kodierung eines Eingangsvektors (Abbild eines wahrgenommenen Objekts) entspricht. Für die Speicherkapazität eines solchen Netzes folgt dann: Wenn man 100 beteiligte Neuronen für diesen Wahrnehmungsvorgang annimmt sowie eine Neuronenaktivität von zwei verschiedenen Aktivitätszuständen, können durch diesen relativ kleinen Neuronenverband bereits 2^{100} Muster kodiert werden [64].

Wie die Literatur zu den biologischen Kodierungsverfahren zeigt, entspricht diese Kodierungs- und Dekodierungsweise im Grundsatz dem *Population Coding* des menschlichen zentralen Nervensystems [57]. So gelingt es, biologische und künstliche neuronale Netze erstmals in einer Theorie abzubilden, da Grundlage sowohl des biologischen als auch des kybernetischen Modells ist, dass als Kodierungskriterium das Gesamtaktivitätsmuster eines neuronalen Netzes angenommen wird, welches sich zeitlich und räumlich – je nach Signaleingang in das Netz – ändert.

Zur Erklärung zeigt Abbildung 22A vier separate Zustände eines Prozesses, hier gemäß dem CWA-Prinzip neuronal kodiert. Evoziert durch die Eingangsmuster der Inputsensorik sind nicht nur die Aktivitätsmuster sondern auch die sog. Winner-Neuronen (rote Kästchen) – also die klassischen Indikatoren eines Zustandes – wohl unterscheidbar. Abbildung 20B zeigt hingegen zwei Prozesszustände die gemäß der klassischen Kodierung durch ein Winner-Neuron theoretisch denselben Zustand kodieren. Betrachtet man hingegen die Aktivitätsstruktur der Karten, stellt man fest, dass die Zustände sich sehr wohl unterscheiden lassen [63].

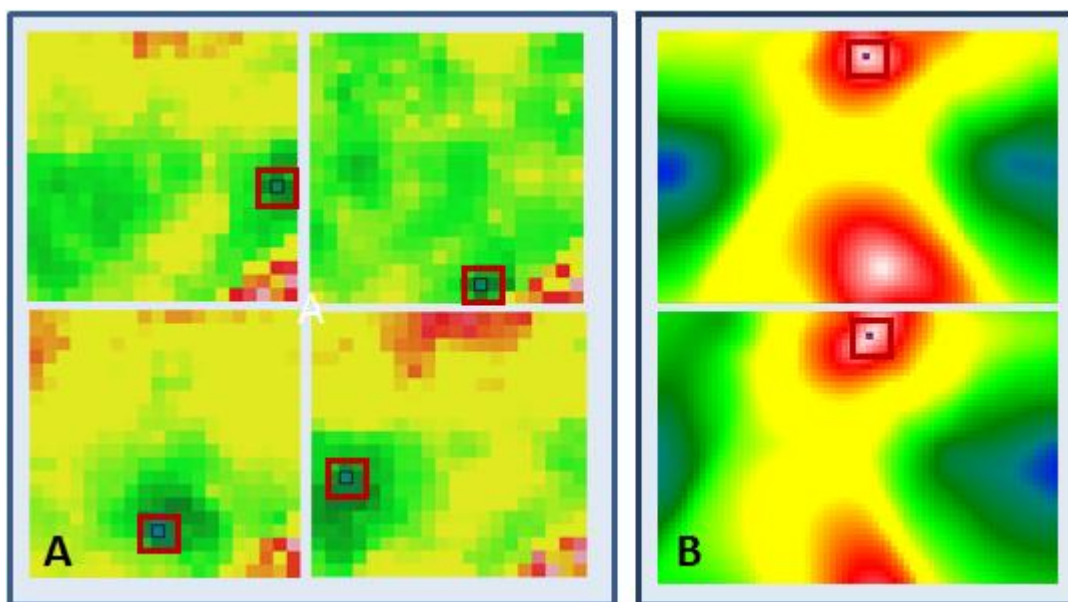


Abb. 22: Kategorisierung verschiedener Betriebszustände, A: mittels klassischer Kodierung, B: mittels des CWA-Prinzips [63]

Mit Hilfe der beschriebenen Ansätze und Modelle kann die grundsätzliche Funktionalität von nativen neuronalen Netzen zwar nachempfunden werden, allerdings lassen sich die exakten Funktionalitäten einzelner Module der Informationsverarbeitung dadurch nicht beschreiben.

So ist aus der Neurologie zum Beispiel bekannt, dass die Vorgänge in neuronalen Netzwerken nicht durch eine einfache Summation und Gewichtung des Inputs erreicht werden, da hier die unterschiedlichen Typen von Neuronen mit ihren Eigenschaften und Funktionalitäten sowie die modulierenden Beiträge der Interneuronen keine Berücksichtigung finden. Eine Summation bewirkt dabei immer, dass wertvolle Informationsdetails durch die Gesamtsumme maskiert werden. Ebenso wenig wird die Anordnung der Dendriten auf dem Soma und ihre unterschiedlichen Reizweiterleitungsgeschwindigkeiten in die modellhafte Beschreibung mit einbezogen, so dass temporale Prozesse nicht abgebildet werden können [65].

Der in dieser Arbeit vorgestellte neue Modellansatz für die Implementierung neuronaler Netze versucht, die bisher unzulänglich berücksichtigten bzw. stark vereinfachten Faktoren der Summation, der inhibitorischen Einflüsse sowie der verschiedenen Klassen von Neuronen aufzugreifen. Die Aktivierung des Neurons durch das Ergebnis einer Summenbildung im Abgleich mit einem definierten Schwellenwert wird dabei durch die Ermittlung eines Potentialwertes ersetzt, der ausdrückt, wie der jeweilige Input das Ruhepotential des Neurons verändert. Die Definition eines expliziten Schwellenwertes ist dabei nicht notwendig, da sich dieser aufgrund des Agierens der ON- und OFF-Bipolarzellen automatisch ergibt (s. Kapitel 5). So finden in diesem Modell auch implizit die differierenden Funktionsweisen der Neuronenarten und die inhibitorischen Einflüsse bei der Informationsweiterleitung Berücksichtigung.

4. Signaltheoretische Grundlagen

Um visuelles Bildmaterial überhaupt algorithmenbasiert auswerten zu können, muss es in geeigneter Form auf einem Digitalrechner dargestellt werden. Das Signal – in diesem Fall die Pixelwerte der Bilddaten – werden in der Signaltheorie als zweidimensionales Ortssignal aufgefasst, bei dem jeweils einem Koordinatenpaar (x, y) ein Funktionswert $f(x, y)$ zugeordnet wird. Die zugrunde liegenden Werte sind meist einkanalige Helligkeits- und Grauwerte oder mehrdimensionale Farbwerte [36][53][58].

4.1 Bildverarbeitung

Ganz allgemein versteht man unter Bildverarbeitung eine Verarbeitung von Signalen, die visuelle Informationen repräsentieren. Die verarbeiteten Informationen werden nach der Prozessierung wiederum als Bild ausgegeben [4][6]. Ein typischer Prozess in der Bildverarbeitung besteht aus:

Szene \Rightarrow Bildaufnahme \Rightarrow **Vorverarbeitung** \Rightarrow **Segmentierung** \Rightarrow Merkmalsextraktion \Rightarrow Klassifizierung \Rightarrow Bildverstehen/Visualisierung [43][46][66]

In dieser Arbeit geht es hauptsächlich um die Schritte der Vorverarbeitung von visuellen Informationen (Verstärkung von Kontrasten) und die Segmentierung – also das Detektieren/Hervorheben von Kanten.

4.1.1 Methoden der Vorverarbeitung

Sowohl klassisch als auch in dieser Arbeit dienen die Methoden der Vorverarbeitung der Verstärkung des Kontrastes in einer visuellen Szenerie, um Helligkeitsübergänge und Kanten zu detektieren. Hierzu wird hauptsächlich auf die berechenbaren Informationen des Histogramms, die Entropie und die mittlere Helligkeit eines Bildes zurückgegriffen, um diese für die einzelnen Vorverarbeitungsmethoden nutzbar zu machen. Grob lassen sich diese Methoden in Punkt-, Nachbarschafts- und globale Operationen unterscheiden.

Punktoperationen. Punktoperationen greifen auf die Farb- oder Helligkeitsinformation in Pixeln eines Bildes zurück, um daraus eine verarbeitete Ausgabe zu errechnen, ohne dabei auf Informationen von Nachbarn zurückzugreifen. Die bekanntesten Verfahren sind dabei Negativ-, Logarithmus- und Exponentialtransformation sowie Histogrammspreizung, -

verschiebung und -begrenzung. Alle diese Verfahren dienen dazu, die Grau- oder Farbwertspanne in einem Bild so zu manipulieren, dass durch diese Form der Glättung der zur Verfügung stehende Wertebereich optimal ausgenutzt werden kann [36][66][85].

Nachbarschaftsoperationen. Mit dem Einsatz von Nachbarschaftsoperationen werden ähnliche Ziele verfolgt wie mit den Punktoperationen, allerdings erfolgt hier eine Korrektur der Grau- und Farbwerte entweder anhand der direkten benachbarten Pixel oder durch alle Pixel einer definierten Nachbarschaft um einen zentralen Pixel (k, l) . Zu den wichtigsten Verfahren gehören: Faltungsfilter wie Gauß-Filter, Ableitungs-, Median- oder Laplace-Filter, die hauptsächlich der Glättung dienen sowie Extremalspannenfilter und Prewitt-Operatoren zur Kantendetektion. Dazu werden sogenannte Filtermasken angewandt, die als lineare lokale Operatoren meistens eine Dimensionierung von 3×3 Pixeln aufweisen, und mittels derer jedem Pixel, der von dieser Maske bedeckt wird, ein Gewicht $h(i, j)$ zugeordnet wird, so dass sich für die Maske \mathbf{M} folgendes Schema ergibt:

$$\begin{array}{ccc} h(-1, -1) & h(-1, 0) & h(-1, 1) \\ h(0, -1) & h(0, 0) & h(0, 1) \\ h(1, -1) & h(1, 0) & h(1, 1) \end{array}$$

Je nach verwendetem Faltungsfilter können die Gewichte innerhalb der Maske variieren. Generell gilt aber, dass die jeweiligen Masken mittels ihrer Gewichtsverteilung unterschiedlich ausgerichtete Kanten detektieren können. Im Beispiel der obigen Maske entsprechen die ersten Werte jeweils der Betrachtung in y-Richtung und die zweiten Werte der x-Richtung, so dass entlang der zentralen Null-Linie – flankiert von einer 1 und einer -1 – jeweils vom zentralen Pixel ausgehend eine vertikale und eine horizontale Kante detektiert werden kann.

Durch die Anwendung der Maske auf eine Bild f ergibt sich zur Ermittlung des resultierenden Bildes s folgende Transformationsgleichung:

$$s(k, l) = \sum_{(i, j) \in \mathbf{M}} f(k + i, l + j) h(i, j)$$

Da am Rand eines Bildes nicht alle Nachbarn eines zentralen Pixels betrachtet werden können, gelten vier Regeln, die in dieser Situation angewandt werden. Für das Bild s bedeutet

dies aber, dass sich dadurch Fehler ergeben können, die sich negativ auf die Darstellung des Randbereichs auswirken können:

1. Die Transformation mittels Maske wird bei Randpunkten nicht angewandt
2. Extrapolation des Bildes nach außen
3. Einschränkung der Maske auf den vorhandenen Bereich
4. Periodische Fortsetzung der Bildes

Generell gilt dabei, dass weder die Punkt- noch die Nachbarschaftsoperationen das Originalbild in seiner Größe oder Struktur verändern [16][43][56][66].

Globale Bildoperationen. Kennzeichnend für die globalen Bildoperationen ist, dass sie als Eingangsdaten alle Pixel des Bildes verwenden, um darauf Verfahren der Skalierung, Rotation und Translation anzuwenden, die eine Veränderung des Originalbildes in Größe und Struktur bewirken. Ein bekanntes Verfahren der globalen Bildoperation ist die Fourier-Transformation, bei der die visuelle Information in einen Frequenzraum umgerechnet wird.

Vergleicht man diese algorithmischen Standardvorverarbeitungsverfahren, die der Kontrastverstärkung dienen, mit dem Verarbeitungsprozess der Retina, kann man sagen, dass eine Hervorhebung der Kontraste dort durch die Existenz der rezeptiven Felder realisiert wird [43][46].

4.1.2 Methoden der Segmentierung

Unter der Segmentierung ist das Teilgebiet der Bildverarbeitung zu verstehen, das zusammenhängende Bereiche in einer visuellen Szenerie anhand von definierten Homogenitätskriterien identifiziert und diese vereinigt bzw. separiert [36][43]. Dabei unterscheidet man zwischen der Threshold-basierten, der Kanten-basierten und der Regionen-basierten Segmentierung. Da die Kanten-basierte Segmentierung, die sich damit beschäftigt, die Bereiche in einem Bild zu separieren, welche sich entlang einer geraden oder gekrümmten Linie in einem ausreichenden Maß hinsichtlich ihrer Farb- oder Grauwerte, Helligkeit oder Textur unterscheiden, für diese Arbeit relevant ist, soll sie im Folgenden näher erläutert werden.

Zur algorithmisch Umsetzung der Kantendetektion, wurden spezielle Kantenoperatoren entwickelt, deren Ergebnis ein sogenanntes Kantenbild ist, das alle Kanten in einem Bild visualisiert. Errechnet werden diese Kanten mittels so genannter Filtermasken, die eine

diskrete Faltung realisieren. Zu den bekanntesten Kantentfiltern zählen der Sobel-Operator, Laplace-Filter, Canny-Algorithmus, Prewitt-Filter und der Marr-Hildreth-Operator/Laplacian of Gaussian (LoG).

Zur besseren Vergleichbarkeit des in dieser Arbeit vorgestellten Modells mit den Standardverfahren der Rauschbereinigung und Kantendetektion, sollen die fünf gängigsten Kantentfilter und ihre Funktionalitäten kurz erläutert werden.

Grundsätzlich sollen mit den klassischen Kantendetektionsverfahren die lokal auftretenden Kontraständerungen über relativ kurze Distanzen, durch die sich eine Kante auszeichnet, detektiert werden. Da die Änderungsrate einer Funktion bezogen auf eine Distanz genau durch deren erste Ableitung beschrieben werden kann, werden mittels dieser lokale Extremstellen an den Kontrastübergängen gesucht, um die Kanten zu identifizieren. Da durch die Ableitung auch die Änderungsrate an einzelnen Bildpunkten beschrieben werden kann, werden diese Kantendetektionsverfahren oft auch als gradientenbasierte Verfahren bezeichnet [35][55][56][66].

Kantendetektionsverfahren sollen sich vor allem durch die beiden Kriterien der Verschiebungs- und Rotationsinvarianz auszeichnen; d.h., es sollte zum einen keine Rolle spielen, an welcher Stelle des Bildes sich die Kante befindet und zum anderen sollte auch die Verlaufsrichtung der Kante irrelevant für ihre Detektion sein, wobei das zuletzt genannte Kriterium nicht von allen Verfahren realisiert werden kann [23][85].

Sobel-Operator. Da das Rauschen in einem Bild oft zu Fehlklassifikationen von Kanten führt, wird mittels des Sobel-Operators das Bild geglättet. Dazu wird eine sogenannte Filtermaske so über den betrachteten Pixel und seine Nachbarn gelegt, dass der Mittelpunkt dieser Maske genau auf dem zu betrachtenden Pixel liegt. Anschließend wird jeder Pixelwert mit dem Wert der Maske, der über ihm liegt, multipliziert, die Produkte addiert und die Summe an die Position des zentralen Mittelpixels geschrieben. Im weiteren Verlauf, wird die Maske um einen Pixel in x- oder y-Richtung verschoben und die beschriebene Berechnung wiederholt [35][66]. Dieses Verfahren entspricht mathematisch einer diskreten Faltung, die in x- und y-Richtung ausgeführt wird. Die Filtermaske stellt sich dabei folgendermaßen dar:

$$H_x^p \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ -1 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} * \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 0 & 2 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$H_y^p \begin{bmatrix} 0 & -1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} * \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}$$

Mittels des Sobel-Operators können Veränderungen in den Grauwerten in vertikaler und horizontaler Ausrichtung detektiert werden. Wird die Filtermaske vergrößert, erkennt man, dass sich die Größe der Gewichte in Abhängigkeit des Abstandes zum zentralen Pixel verringert, wie in der folgenden Matrix beispielhaft gezeigt:

$$H_x^p \begin{bmatrix} 1 & 2 & 0 & -2 & -1 \\ 4 & 8 & 0 & -8 & -4 \\ 6 & 12 & 0 & -12 & -6 \\ 4 & 8 & 0 & -8 & -4 \\ 1 & 2 & 0 & -2 & -1 \end{bmatrix}$$

$$H_y^p \begin{bmatrix} -1 & -4 & -6 & -4 & -1 \\ -2 & -8 & -12 & -8 & -2 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 2 & 8 & 12 & 8 & 2 \\ 1 & 4 & 6 & 4 & 1 \end{bmatrix}$$

Der Sobel-Operator ist wie der Laplace-Filter und der Prewitt-Operator ein sogenannter „Null-Summen-Filter“ [6], da die Summe aller Maskenelement Null ergibt. Dies bedeutet für homogene Flächen, deren Werte an jeder Stelle der Matrix gleich sind, dass ihr gefiltertes Ergebnis immer Null beträgt. Im Ausgabebild wird dies schwarz dargestellt, während Grauwertänderungen heller dargestellt werden.

Sobel-Operatoren finden sich aufgrund ihrer einfachen Implementierung in fast allen Bildverarbeitungsprogrammen [6][55][66].

Prewitt-Operator. Ähnlich wie der Sobel-Operator dient der Prewitt-Operator der Verringerung der Rauschanfälligkeit bei der Analyse von Bilddaten. Allerdings findet eine schwächere Gewichtung des zentralen Mittelpixels statt. Die Glättung erfolgt hier orthogonal zur Ableitungsrichtung, was bedeutet, dass bei der Berechnung in y-Richtung über die benachbarte Zeile und in x-Richtung über die benachbarte Spalte geglättet wird. Es ergibt sich somit folgende Filtermasken für die x- und y-Richtung:

$$H_x^p \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ -1 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} * \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$H_y^p \begin{bmatrix} 0 & -1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} * \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

Das Ergebnis der Anwendung der Filtermasken ist analog zum Sobel-Operator ein Gradientenbild in x- und y-Richtung, wobei beim Prewitt-Operator die Zeilen und Spalten nicht zusätzlich gewichtet werden [23][66][85].

Laplace-Filter. Neben der Verwendung von Filtern, die auf der ersten Ableitung einer Funktion basieren, kommen Filter zur Anwendung, die sich mathematisch auf die zweite Ableitung stützen, so wie der Laplace-Filter. Die zweite Ableitung hat an einer stufenförmigen Kante den Effekt, dass sich am unteren Ende des Abstiegs ein positiver Ausschlag und am oberen Ende ein negativer Ausschlag ergibt. Eine Schärfung der Kante stellt sich ein, da das Ergebnis der zweiten Ableitung, multipliziert mit den Gewichtungsfaktoren der Matrix, von der ursprünglichen Funktion subtrahiert wird [6][49][55][66]. In einer Filtermaske ausgedrückt, ergibt sich für den Laplace-Filter folgender Ausdruck:

$$H^L \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 1 & -2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 0 & -2 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & -4 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

In Erweiterung lässt sich der Laplace-Filter auch einsetzen, um Kanten mit einer Ausrichtung von 45° zu detektieren. Hierfür kommt folgende Filtermaske zur Anwendung:

$$H^L \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 1 & -2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 0 & -2 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & -2 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 \\ 0 & -2 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & -8 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

Da dieser Filter die Mittelpixel im Gegensatz zu seinen Nachbarn recht stark gewichtet, ist er sehr rauschanfällig [35].

Neben den beschriebenen kleinen Filtermasken kommt auch die folgende zum Einsatz, welche ein größeres Nachbarschaftsumfeld mit einbezieht:

$$H^L \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & -24 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

Mittels der unterschiedlichen Varianten einer Auslegung des Laplace-Filters werden also die Nulldurchgänge eines gefilterten Bildes gesucht, so dass eine richtungsunabhängige (rotationsinvariante) Detektion von Kanten möglich wird [21][23].

Der Laplace-Filter wird eingesetzt, um Regionen mit raschen Grauwertübergängen zu verstärken, während Regionen mit geringen Unterschieden in den Graustufen abgeschwächt werden. Dies führt zu einem Ausgabebild, das graue Kantenlinien und andere Unregelmäßigkeiten des Ausgangsbildes auf einem schwarzen Hintergrund präsentiert. Dass der Laplace-Filter neben positiven auch negative Werte erzeugt, bewirkt eine Darstellung dieser Werte als Null. Um zu verhindern, dass auf diese Weise zu viele Informationen, die in den negativen Werten enthalten sind, verloren gehen, erfolgt eine Normierung mit anschließender Skalierung. Dabei wird der sich minimal ergebende Wert des Laplace-gefilterten Bildes auf null gesetzt und daraufhin alle anderen Werte bezogen auf die Gesamtintensität des Bildes skaliert. Um den Effekt der Kontrastverstärkung weiter zu erhöhen, wird das gefilterte Bild zum Originalbild addiert [6][49].

Marr-Hildreth-Operator/Laplacian of Gaussian (LoG). Um die Eliminierung von Rauschteilen in einem Bild noch effektiver zu gestalten, bietet sich eine Gaußfilterung vor den eigentlichen Kantenoperatoren an oder man koppelt die beiden Filter derart, dass der Laplace-Operator auf den Gaußfilter angewendet wird; d.h. die beiden Filtermatritzen werden miteinander gefaltet. Das Ergebnis dieser Filteroperation kennzeichnet sich dadurch aus, dass bei feinen Strukturen wenig geglättet wird, während grobe Strukturen stark geglättet werden, so dass im Ergebnis nur noch starke Kanten erkannt werden [23][66][85].

Canny-Algorithmus. Die Filterung der Bilddaten mittels des Canny-Algorithmus unterscheidet sich von den bisher betrachteten im Wesentlichen dadurch, dass er als Ergebnis Binär- statt Graustufenbilder liefert; d.h. der Pixel liefert die Aussage „0 = keine Kante“ oder „1 = Kante“. Der Canny-Algorithmus ist mehrstufig angelegt und kombiniert die oben beschriebenen Verfahren in folgender Weise: Unterdrückung des Rauschens mittels Gaußfilter, Schätzung der Bildgradienten und Berechnung der Kantenrichtung mittels Sobel-Operatoren, ausschließliche Verwendung der lokalen Maxima zur Bestimmung der Kantenpixel und die Unterdrückung irrelevanter Kanten mittels definierter Schwellwerte [24].

Resümierend stellt man bei der Betrachtung der verschiedenen Vorverarbeitungs- und Kantendetektionsalgorithmen fest, dass die existierenden Filterverfahren nur sehr spezifisch

auf definierte Aufgabenstellungen angewandt werden können. Es sind Vorerfahrungen vom Benutzer und gezielte Einstellungen zur Detektion bestimmter Merkmale notwendig, um beispielsweise das Erkennen von Orientierungen einer Kante zu erreichen. In einigen Fällen werden einzelne oder unterschiedliche Filter mehrfach hintereinander angewendet, damit sie ein zufriedenstellendes Ergebnis liefern.

So ist der Sobel-Operator zwar einfach zu implementieren und in seiner Auswertung sehr schnell, erzielt aber im Hinblick auf die Richtungsorientierung der Kante unzureichende Ergebnisse. Zudem werden weiche Kantenübergänge oft nicht erkannt und schmale Übergänge in der Auswertung verbreitert dargestellt [6][23]. Der Laplace-Filter ist sehr rauschempfindlich, weshalb er oft mit einem Gauß-Filter kombiniert wird. Dieser sogenannte Laplacian-of-Gaussian erfordert einen großen Rechenaufwand, da die Filtermatrix sehr groß werden kann. Darüber hinaus werden häufig falsche Kanten detektiert. Da der Laplace-Filter sowohl positive als auch negative Werte als Ausgabe hat, werden die negativen Werte im digitalen Bild als null dargestellt, so dass eine Normierung und Skalierung des Bildes notwendig ist, was dazu führen kann, dass in Bereichen mit ähnlicher Grauwertintensität Kanten nicht erfasst werden, da die Skalierung ähnliche Grauwerte auf einen neuen, einheitlichen Wert skaliert [6][22][42][49]. Der Canny-Algorithmus bietet bezogen auf die Anforderungen an einen Kantendetektionsalgorithmus zwar die besten Ergebnisse, ist allerdings schwierig zu implementieren und bedarf aufgrund seiner variabel einstellbaren Schwellwerte eines erfahrenen Bedieners [70].

Generell wird an dieser Stelle sehr deutlich, dass die algorithmisch umgesetzte Vorverarbeitung von Bilddaten noch nicht zufriedenstellend gelöst ist und nur wenig mit der Bildverarbeitung in der Retina gemein hat. So reagieren die beschriebenen Kantenoperatoren lediglich lokal, d.h. sie suchen nur innerhalb ihrer 3×3 oder 5×5 Matrix nach Intensitätsunterschieden, wohingegen die Retina mit ihren rezeptiven Feldern flexibler agieren kann [6]. Zudem benötigt man bei geringen Wellenzahlen eines Bildes verstärkende Koeffizienten, um eine Detektion von schwachen Übergängen in einem Bild zu realisieren [23][38][66].

Um diese Kriterien in einem Detektionsalgorithmus zu berücksichtigen, sollen im nächsten Kapitel neue, an der Arbeitsweise der Retina orientierte Verfahren der Glättung und Kantendetektion vorgestellt werden, die mit optimiertem Rechenaufwand zu ähnlichen bzw. zu besseren Ergebnissen führen, als die hier aufgeführten klassischen Verfahren. Dabei greife

ich zur Realisierung einer Glättung und der Kantendetektion auf den Mechanismus der lateralen Hemmung zurück und die Verarbeitung der Informationen in ON- und OFF-Pfaden (s. Kapitel 2.2 und 2.3).

C. Das Potential- orientierte Neuronenmodell

5. Neue Verfahren der Mustererkennung und ihre algorithmische Umsetzung

Im folgenden Kapitel sollen die bisher beschriebenen Erkenntnisse aus der Neurologie, der Physiologie, der Kybernetik und den angrenzenden Naturwissenschaften in ein neues Modell der Vorverarbeitung von Bilddaten auf Basis der retinalen Informationsverarbeitung überführt werden. Anhand dieses Modells soll gezeigt werden, wie spezielle neuartige Algorithmen zur Erkennung von Strukturen und Mustern in einer Szenerie erstellt werden können, die schnell, mathematisch simpel und höchst effektiv ausgelegt sind.

Im ersten Teil dieses Kapitels geht es hauptsächlich darum, den generellen Ablauf der Informationsweitergabe der ON- und OFF-Pfade von den Photorezeptoren über die Bipolarzellen hin zu den Ganglienzellen so zu modellieren, dass er als Grundlage für die algorithmische Umsetzung verstanden werden kann. Hier berücksichtigt das Modell sowohl die grundlegende Verarbeitungseinheit der rezeptiven Felder als auch die Verarbeitungsart auf Basis der Weitergabe von Potentialen als eigentliche informationstragende Struktur, wobei dieser Ansatz in der Algorithmik als neuartig zu bewerten ist. Die grundlegende Struktur des Informationsflusses mit den zugehörigen Schaltkreisen wird in Abbildung 23 nochmals schematisch dargestellt. Photorezeptoren (PR) bilden abhängig von der Intensität des einfallenden Lichtes ein vom Ruhepotential abweichendes Potential aus und schütten eine entsprechende Menge Glutamat (GLU) aus, das von den Dendriten der Bipolarzellen (BC) empfangen wird, die daraufhin ebenfalls ein von ihrem Ruhepotential abweichendes Potential ausbilden. Dieser Signalweg wird in der äußeren plexiformen Schicht (OPL) durch GABAerge Horizontalzellen (HC) moduliert, die ihr Potential aufgrund des Inputs der Photorezeptoren aus dem Surround des rezeptiven Feldes generieren. Die so initiierte Transmittermenge wirkt inhibitorisch auf das Potential des Photorezeptors und beeinflusst somit die Konzentration des von ihm ausgeschütteten Glutamats. Der Signalweg von glutamatergen Bipolarzelle zur Ganglienzelle (GC) wird ebenfalls durch inhibitorische GABAerge und/oder glyzinerge Amakrinzellen in der inneren plexiformen Schicht (IPL) moduliert. Diese Modulierung erfolgt entweder indirekt an der Präsynapse der Bipolarzelle oder direkt an den Dendriten der Ganglienzelle [15].

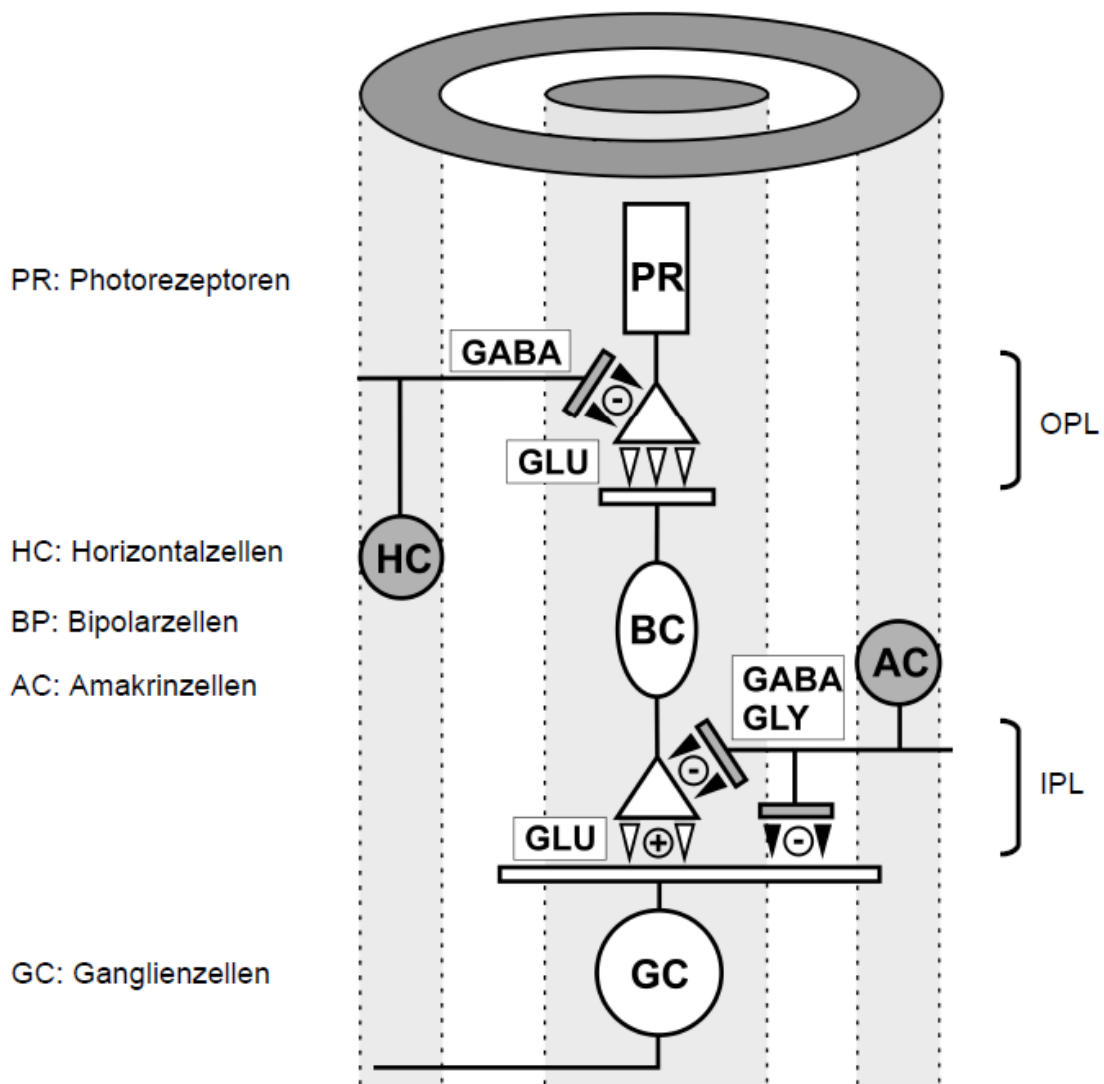


Abb. 23: Prinzipieller Signalweg vom Photorezeptor zur Ganglienzelle [15, freigegeben von N. Flores-Herr]

5.1 Vorverarbeitung mittels Potentialunterschieden in den rezeptiven Feldern

Um den oben skizzierten Signalfluss des visuellen Verarbeitungssystems der Retina modellhaft darzustellen, müssen zunächst die elementaren Bestandteile und Parameter dieses Systems wie folgt festgelegt und definiert werden.

1. Ebene Photorezeptoren

physiologisch	algorithmische Bezeichnung
Lichtintensität	PixelwertCenter
Lichtintensität Surround (gemittelt)	PixelwerteSurr
Potential Photorezeptor Center	PhotorezeptorPotential
Glutamatausschüttung Center	PhotorezeptorGlutamt
Potential Photorezeptor Surround	PhotorezeptorPotentialSurr
Glutamatausschüttung Surround	PhotorezeptorGlutamatSurr
Verrechneter Input auf Photorezeptor aus lateraler Hemmung und Lichteinfall	PhotorezeptorInputMod
Potential Photorezeptor nach lateraler Hemmung	PhotorezeptorPotentialMod
Glutamatausschüttung Photorezeptor nach lateraler Hemmung	PhotorezeptorGlutamatMod

2. Ebene Horizontalzelle

physiologisch	algorithmische Bezeichnung
Potential Horizontalzelle	HorizontalzellePotential
GABA-Ausschüttung Horizontalzelle	HorizontalzelleGABA

3. Ebene Bipolarzelle

physiologisch	algorithmische Bezeichnung
Potential der ON-Bipolarzelle	BipolarzelleONPotential
Potential der OFF-Bipolarzelle	BipolarzelleOFFPotential
Glutamatausschüttung ON-Bipolarzelle	BipolarzelleONGlutamat
Glutamatausschüttung OFF-Bipolarzelle	BipolarzelleOFFGlutamat
Ruhepotential ON-Bipolarzelle	BipolarzelleONRuhePotential
Ruhepotential OFF-Bipolarzelle	BipolarzelleOFFRuhePotential

4. Grundlegende Randparameter

physiologisch	algorithmische Bezeichnung	Parameter aus Bild
Maximale Lichtintensität	InputMax	Wert des hellsten Pixel (normiert)
Minimale Lichtintensität	InputMin	Wert des dunkelsten Pixel (normiert = 0)
Potential des Photorezeptors aufgrund der dunkelsten Beleuchtungsintensität \triangleq Ruhepotential -30 mV	PotentialMax	Wert des hellsten Pixel (normiert)
Potential des Photorezeptors aufgrund der hellsten Beleuchtungsintensität \triangleq -70 mV	PotentialMin	Wert des dunkelsten Pixel (normiert = 0)
Ruhepotential Horizontalzelle, OFF-Bipolarzelle, Ganglienzelle \triangleq -70 mV	HZRuhePotential BZOFFRuhePotential GZRuhePotential	Wert des dunkelsten Pixel (normiert = 0)
Maximales Potential Horizontalzelle, Bipolarzelle, Ganglienzelle	HZPotentialMax BZOFFPotentialMax GZPotentialMax	Wert des hellsten Pixel (normiert)
Ruhepotential ON-Bipolarzelle	BZONRuhePotential	Wert des hellsten Pixel (normiert)
Maximales Potential ON-Bipolarzelle	BZONPotentialMax	Wert des dunkelsten Pixel (normiert = 0)
Höchste Glutamatausschüttung des Photorezeptors	GlutamatMax	Wert des hellsten Pixel (normiert)
Geringste Glutamatausschüttung des Photorezeptors	GlutamatMin	Wert des dunkelsten Pixel (normiert = 0)
Höchste GABA-Ausschüttung der Horizontalzelle	HZGABAMax	Wert des hellsten Pixel (normiert)
Geringste GABA-Ausschüttung der Horizontalzelle	HZGABAMin	Wert des dunkelsten Pixel (normiert = 0)

Tab. 1: Definition der algorithmischen Komponenten

Im Folgenden werden die definierten Komponenten beschrieben und ihre algorithmische Funktionsweise dargestellt.

Photorezeptoren. In der Retina sind die kleinsten Verarbeitungseinheiten für die Aufnahme und Weitergabe von Informationen die Stäbchen und Zapfen, sprich die Photorezeptoren. Zur Vereinfachung definiere ich, ohne Beschränkung in der grundlegenden Systematik, dass die Funktionsweise der Stäbchen und Zapfen zur algorithmisch Umsetzung nicht differenziert betrachtet werden müssen, da ihre prinzipielle Funktionsweise keine wesentlichen Unterschiede aufweist (s. Kapitel 2.2.1).

Aufgrund des Auflösungsvermögens der einzelnen Photorezeptoren und in Abhängigkeit zum Sehwinkel und zur Objektentfernung lässt sich ein Wert von mindestens 5-7 Photorezeptoren ermitteln, die notwendig sind, um einen Lichtfleck (Pixel) wahrnehmen zu können [71]. Da in der Informatik und Technik die kleinste visuelle Verarbeitungseinheit der Pixel selbst ist, stellt dies für die Übertragung der retinalen Arbeitsweise in einen computerbasierten Algorithmus eine Herausforderung dar. Daher muss ohne Beschränkung in der grundlegenden Systematik im ersten Schritt vereinfacht festgelegt werden, dass jeder Pixel einem Photorezeptor entspricht und sein Farb- bzw. Helligkeitswert der – auf den Photorezeptor eintreffenden – Lichtintensität. Dadurch nehme ich zwar eine Reduktion des Auflösungsvermögens in dem hier gewählten Ansatz in Kauf, was aber im ersten Ansatz zur grundlegenden Überprüfung meines Modells zunächst nicht wesentlich ist.

Es ergibt sich somit für den Wert des Center-Pixels:

$$\text{PixelWert} := \text{Lichtintensität} \quad (1)$$

Technisch gesprochen kann der minimale und maximale Wertebereich der Pixel je nach Bildformat (z.B. bmp, jpg) variieren. Dabei wird dem Farbton schwarz der minimale Wert eines Bildes zugeordnet und weiß der maximale Wert. Alle anderen Helligkeitsabstufungen liegen zwischen diesen beiden Werten. Da nun der Wertebereich innerhalb eines Bildformates auch negative Werte annehmen kann, dies aber bei meiner Potentialbetrachtung zu unüberwindbaren bzw. komplexen Nebenbedingungen führt, werden zur Vereinfachung der algorithmischen Berechnungsschritte die Pixelwerte auf Werte zwischen 0 und dem Wertebereich normiert. D.h. der kleinste negative Wert bekommt den Wert 0 zugewiesen, während der maximale Wert gerade dem Wertebereich entspricht. So würde also bei einem Wertebereich von -10 bis +10 dem Wert -10 die 0 zugeordnet werden, während der maximale Wert 20 entsprechen würde, da der Umfang der Werte, die sich zwischen -10 und +10 befinden, gerade 20 ergibt. Für meine weiteren konzeptionellen Überlegungen und

Berechnungen steht mir also nur dieser beschränkte Wertebereich zur Verfügung, so dass sich die minimalen oder maximalen Grenzen der möglichen Potentiale immer daran orientieren.

Da das Auge selbst nicht auf Basis der in Zahlen überführten Helligkeitsstufen agiert, sondern je nach Erregung mit elektrischen Potentialen, die in Form von Transmittern als chemische Potentiale an die nachgelagerten Zellen weitergeleitet werden, folgt für mein Modell nunmehr folgender Ansatz:

Da ein Photorezeptor im Gegensatz zu anderen Zellen bei einem eintreffenden Reiz hyperpolarisiert wird – sein höchstes Potential bzw. sein Ruhepotential also bei Dunkelheit erreicht – erfolgt die Bestimmung des zugehörigen Potentials eines Photorezeptors dadurch, dass sein Ruhepotential um den Betrag der Lichtintensität reduziert wird.

$$\text{PhotorezeptorPotential} = \text{PotentialMax} - \text{PixelWert} \quad (2)$$

Daraus ergibt sich, dass der dunkelste Pixel (niedrigster Helligkeitswert) ein maximales Potential auslöst, das ich dadurch ausdrücke, dass ich ihm – aufgrund der ermittelten minimalen und maximalen Grenzen meines Wertebereichs – den Wert der maximalen Helligkeit zuordne, während der hellste Pixel (größter Wert) das kleinste Potential auslöst, also dem Wert des dunkelsten – also kleinsten – Pixelwert zugeordnet wird, in diesem Fall also aufgrund der Normierung 0.

$$\text{PixelWertMax} := \text{PotentialMax} \quad (3)$$

$$\text{PixelWertMin} := \text{PotentialMin} \quad (4)$$

Im Ruhezustand, wenn der Photorezeptor dementsprechend sein höchstes Potential aufweist, schüttet dieser die höchste Konzentration an Glutamat aus, weshalb wir die Definition 3 wie folgt erweitern können:

$$\text{PixelWertMax} := \text{PotentialMax} := \text{GlutamatMax} \quad (5)$$

Wenn ein Photorezeptor hyperpolarisiert, schüttet er eine entsprechend geringere Menge an Glutamat aus, so dass dessen Konzentration beim niedrigsten Potential am geringsten ist. Ich erweitere die Definition 4 also folgendermaßen:

$$\text{PixelWertMin} := \text{PotentialMin} := \text{GlutamatMin} \quad (6)$$

Durch die vorgenommene Normierung der Pixelwerte ergibt sich, dass PotentialMin und GlutamatMin immer 0 ist.

Hinweis: Diese Definitionen gelten nur für die Verwendung der Zahlenwerte im Rahmen der Berechnung, denn ein niedriger Pixelwert entspricht natürlich einem hohen Potential und damit einer hohen Ausschüttung von Glutamat.

Aus den Definitionen 5 und 6 lässt sich nunmehr folgern, dass das Potential eines Photorezeptors in meinem Modell also immer auch der zugehörigen Transmitterausschüttung entspricht.

$$\text{PhotorezeptorPotential} = \text{PhotorezeptorGlutamat} \quad (7)$$

Somit wurden die Vorgänge im Center-Photorezeptor, die durch Lichteinfall hervorgerufen werden, algorithmisch gefasst und ich betrachte im Folgenden die Beeinflussung des Photorezeptors durch sein Umfeld.

Rezeptives Feld/Horizontalzellen. Der für den Center-Photorezeptor beschriebene Vorgang gilt ebenso für die Rezeptoren, die sich in der unmittelbaren Umgebung befinden. Auch sie nehmen die einfallende Lichtintensität auf und bilden daraus ein entsprechendes Potential, allerdings mit dem Unterschied, dass nunmehr die Aktivitäten vieler Rezeptoren auf eine Horizontalzelle konvergieren.

Da die konzentrisch angelegten rezeptiven Felder der Retina aufgrund der Vorgabe von Pixeln auf digitaler Ebene nicht exakt übertragbar sind, wird auf eine zumindest annähernde Konstruktion, die den Hauptaspekt der Center-Surround-Organisation berücksichtigt, zurückgegriffen. Ich definiere einen Pixel als Center (rot in Abbildung 24) und seine acht direkten Nachbar-Pixel als Surround-Bereich (grün in Abbildung 24). Die grauen und weißen Bereiche in der Abbildung entsprechen dabei unterschiedlichen Helligkeitsstufen der visuellen Szenerie. Im Gegensatz zur parallelen Verarbeitung von Informationen im Neocortex, kann der Algorithmus nur sequenziell die einzelnen Pixel „abarbeiten“. So entspricht das Bild oben links in Abbildung 24 einem Verarbeitungsschritt, das Bild daneben einem zweiten, das unten links einem dritten usw.

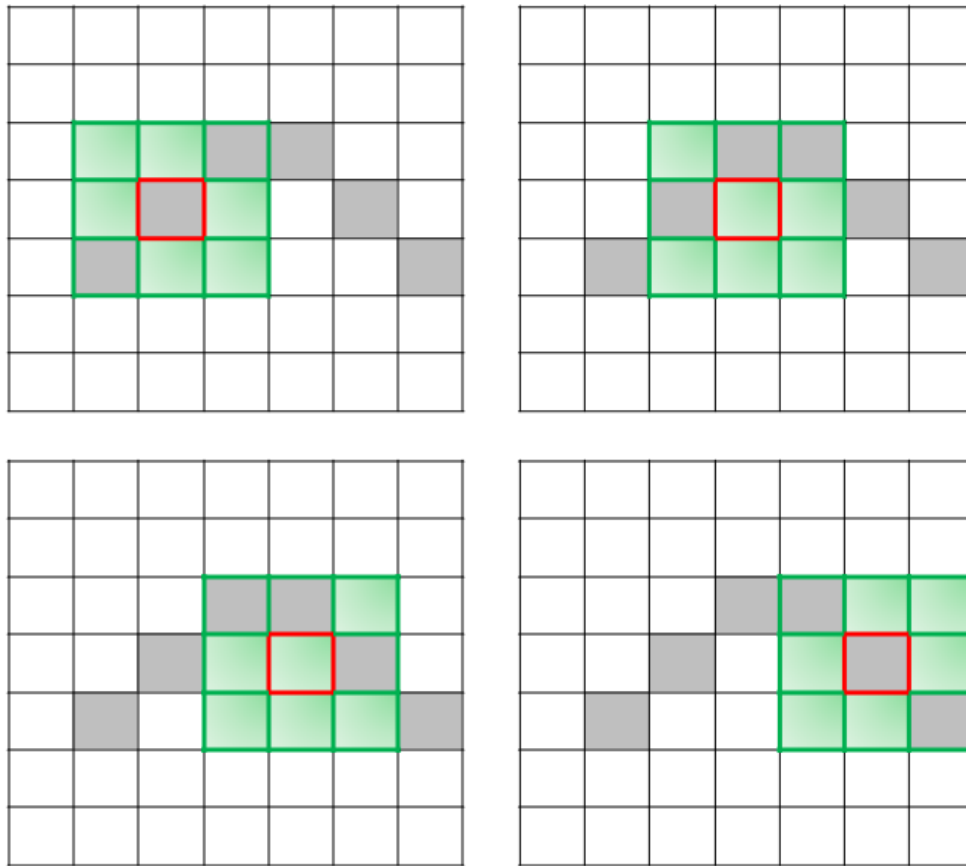


Abb. 24: Algorithmische Umsetzung der retinalen rezeptiven Felder

Die Informationen der Surroundpixel fließen derart in die weitere Verarbeitung ein, dass zunächst alle Potentiale der Surroundpixel aufsummiert und anschließend durch die Anzahl der beteiligten Photorezeptoren – in diesem Fall acht – geteilt werden.

$$\text{PhotorezeptorPotentialSurr} = (\sum \text{PhotorezeptorPotential}) / \text{Anzahl der Photorezeptoren} \quad (8)$$

Das errechnete Potential der Photorezeptoren im Surroundbereich ist – ebenso wie beim Centerpixel – der Ausschüttung an Transmittern gleichzusetzen.

$$\text{PhotorezeptorGlutamatSurr} = \text{PhotorezeptorPotentialSurr} \quad (9)$$

Die beschriebenen Abläufe entsprechen der Zusammenführung der einzelnen von den Photorezeptoren ausgeschütteten Glutamatkonzentrationen zu einem Potential, dass auf die Horizontalzelle übertragen wird. Somit kann ich definieren, dass das gemittelte Potential der Surroundpixel die Horizontalzelle – von ihrem Ruhepotential aus betrachtet – um diesen Beitrag depolarisiert. Da das Ruhepotential an dieser Stelle dem geringsten Pixelwert entspricht, kann ich weiterhin definieren:

$$\text{HorizontalzellePotential} \triangleq \text{PhotorezeptorPotentialSurr} + \text{HZRuhePotential} \quad (10)$$

Basierend auf der Höhe dieses Potential schüttet die Horizontalzelle nun ihrerseits proportional zum Maß an Glutamat den Neurotransmitter GABA aus, der inhibitorisch auf die postsynaptische Membran – in diesem Fall des Centerpixel – wirkt. Da das Potential auch hier der ausgeschütteten Transmitterkonzentration entspricht, definiere ich:

$$\text{HorizontalzellePotential} \triangleq \text{HorizontalzelleGABA} \quad (11)$$

Dies entspricht der in Kapitel 2.2.4 beschriebenen lateralen Hemmung. Für mein Modell bedeutet dies, dass bei einer hohen Ausschüttung von Glutamat (Dunkelheit) also auch ein hohes Maß an GABA ausgeschüttet wird, dass inhibitorisch auf den Centerpixel einwirkt. Wird hingegen wenig Glutamat von den Photorezeptoren ausgeschüttet, findet auch nur eine schwache laterale Hemmung des Centerpixels durch die Horizontalzellen statt.

Um nun die Beeinflussung des Centerpixels durch die Horizontalzelle modellhaft zu beschreiben, bediene ich mich eines an der Physiologie der Photorezeptoren orientierten Faktums, nämlich der Unterteilung der Rezeptoren in unterschiedliche Segmente (s. Kapitel 2.2.1/Abbildung 9). Ich definiere in meinem Modell einen Rezeptor, der in drei Segmente unterteilt ist (Abbildung 25):

1. Lichteingang (\triangleq Außensegment) = Segment 1
2. Segment, das laterale Einflüsse empfängt (\triangleq Axon) = Segment 2
3. Potential ausbildende Membran = Segment 3

Segment 1 beinhaltet die Intensität des Lichtes, das auf den Photorezeptor einwirkt. Es ist demnach gleichzusetzen mit dem vorherrschenden Pixelwert. Somit ergibt sich für Segment 1:

$$\text{Segment 1} := \text{PixelWert} \quad (12)$$

Segment 2, das die lateralen Einflüsse von den Horizontalzellen empfängt, entspricht in meinem Modell folglich dem Potential der Horizontalzelle.

$$\text{Segment 2} := \text{HorizontalzellePotential} \quad (13)$$

Im Segment 3 erfolgt nun die Verrechnung dieser beiden Segmente zu einem modifizierten Photorezeptorpotential und einer daraus resultierenden Transmitterausschüttung.

Durch die Unterteilung des Photorezeptors in getrennte Segmente gelingt es darzustellen, dass jedes Segment für sich ein zunächst unabhängiges Potential ausbildet – einmal lichtinduziert, einmal lateral beeinflusst. Ich habe damit also nicht eine einfache Summation bzw. Addition der Potentiale, sondern eine Integration – also eine Neuzusammensetzung von verschiedenartigen Einflussfaktoren – zu einem modifizierten Potential, das den neuen Wert der Abweichung des Photorezeptors von seinem Ruhezustand (Segment 3) widerspiegelt. Aus beiden Potentialen wird auf diese Weise ein neuer modifizierter Inputwert generiert, der auf den Photorezeptor einwirkt.

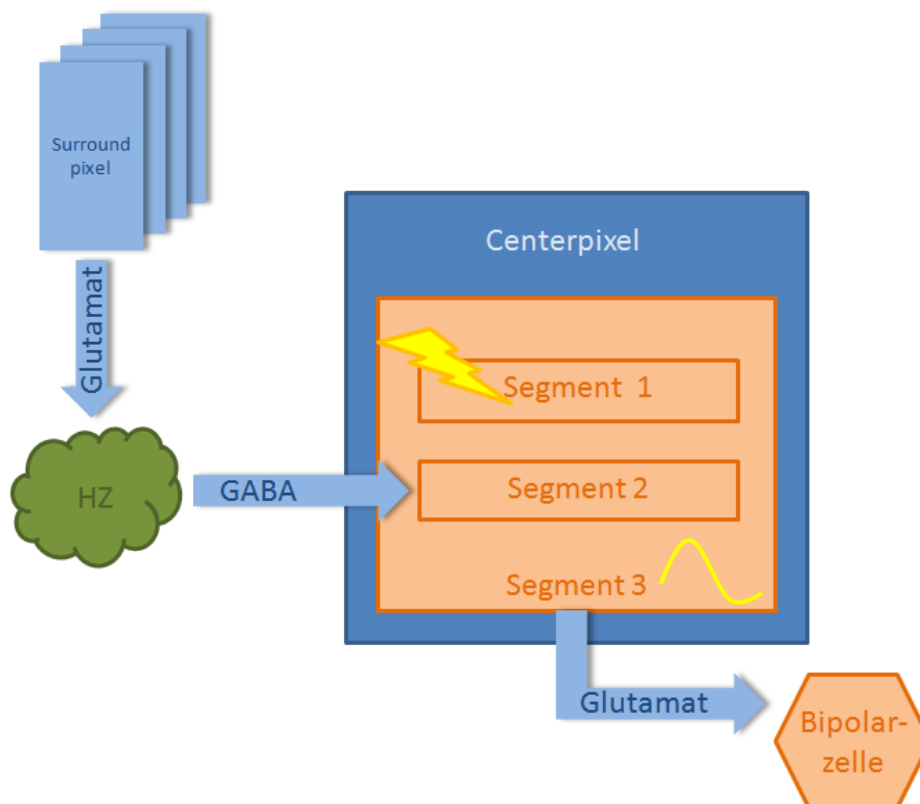


Abb. 25: 3-Segmente-Modell des modellierten Photorezeptors

Um diesen modifizierten Inputwert zu generieren, wird die Stärke des einfallenden Lichtes auf den Centerpixel (Segment 1) zum Wert der lateralen Hemmung (Segment 2) addiert, um daraus anschließend den Mittelwert zu bilden. Auf diese Weise kann die Überlagerung der beiden Potentiale mathematisch dargestellt werden, um sie anschließend als neuen Inputwert vom Ruhepotential zu subtrahieren.

$$\text{PhotorezeptorInputMod} = (\text{PixelWert} + \text{HorizontalzellePotential}) / 2 \quad (14)$$

$$\text{PhotorezeptorPotentialMod} = \text{PotentialMax} - \text{PhotorezeptorInputMod} \quad (15)$$

Das so ermittelte modifizierte Potential des Centerpixels entspricht wiederum der Transmitterfreisetzung des Photorezeptors, die als Input an die nachgelagerte Bipolarzelle weitergeleitet werden.

$$\text{PhotorezeptorPotentialMod} \triangleq \text{PhotorezeptorModGlutamat} \quad (16)$$

Durch die Berechnung eines neuen Inputwertes des Photorezeptors, der diesen von seinem Ruhepotential aus gesehen hyperpolarisiert, verliert man an dieser Stelle im Modell die eigentliche Information über die Stärke der Lichtintensität, die auf den Photorezeptor einwirkt. Das neue Potential enthält also nicht mehr nur die Information über den Ausgangspixelwert, sondern zudem das Maß der Beeinflussung durch die laterale Hemmung, die auf den Centerpixel einwirkt. Ich rechne an dieser Stelle demnach auch nicht mehr mit Lichtintensitäten als hyperpolarisierenden Input weiter, sondern mit dem errechneten Inputwert, der den Centerpixel aus seinem Ruhepotential heraus auf einen neuen Potentialwert bringt. Der errechnete Inputwert ist also ein Maß dafür, wie stark der Centerpixel hyperpolarisiert wird. Das resultierende Potential hingegen gilt als Maß für den Unterschied zwischen Center und Surround.

Das bedeutet konkret, dass, wenn aufgrund eines niedrigen Potentialwertes (helle Pixel) aus dem Umfeld eine geringe laterale Hemmung auf einen dunklen Centerpixel einwirkt, dies zur Folge hat, dass der ohnehin schon niedrige Inputwert (Pixelwert) des Centerpixels nur wenig verändert und damit der Photorezeptor auch nur wenig hyperpolarisiert wird. Das Potential und die zugehörige Transmitterausschüttung des Photorezeptors sind also dementsprechend hoch und können somit als Zeichen dafür gewertet werden, dass der Gradient zwischen den Center- und Surroundlichtintensitäten groß ist. Das bedeutet, dass im Übergang zwischen Center- und Surroundbereich eine signifikante Änderung in der Struktur des Bildes stattfindet, also mit großer Wahrscheinlichkeit eine Objektgrenze existiert. Je dunkler die Surroundpixel werden – also je ähnlicher sie dem Centerpixel werden –, desto stärker ist die laterale Beeinflussung durch die Horizontalzellen, da mehr GABA ausgeschüttet wird. D.h., dass auch der Beitrag, um den der Photorezeptor im Center aus seinem Ruhepotential gebracht wird, größer wird. Die daraus resultierende Transmitterausschüttung fällt entsprechend geringer aus und ist ein Zeichen dafür, dass es strukturelle Veränderungen im Bild gibt, die sich aber nicht so stark voneinander abgrenzen wie im ersten beschriebenen Fall. Ist der inhibitorische Beitrag von den Horizontalzellen annähernd gleich zu dem Potential des Centerpixels, erhält man einen neuen Input, der keine gravierenden Veränderungen zwischen den Lichtintensitäten des

Centers und des Surrounds annonciert. Die entsprechend ausgeschüttete Menge an Transmittern ist nun auf der Ebene der Bipolarzellen ein Indiz für einen gleichförmigen Input, was bedeutet, dass an dieser Stelle der visuellen Szenerie keine signifikanten Übergänge – sprich Objektgrenzen – zu erwarten sind.

Betrachtet man nun einen hellen Pixel mit seinem Umfeld, sollte sich ein ähnlicher Effekt der lateralen Beeinflussung einstellen. Ein dunkler Surround wirkt auf einen hellen Centerpixel aufgrund der hohen GABA-Ausschüttung mit einer starken Hyperpolarisation. Da der Centerpixel durch den Lichteinfall ebenfalls stark hyperpolarisiert, überlagern sich die beiden Inputs zu einem gleichbleibend starken, hyperpolarisierenden Input, was die Ausbildung eines entsprechend niedrigen Potentials nach sich zieht. Somit ist ein sehr geringes Potential ebenfalls ein Indiz dafür, dass an dieser Stelle der visuellen Szenerie eine signifikante Änderung der Struktur vorliegt, also eine Objektgrenze wahrscheinlich ist. Wird der Lichteinfall auf den Surroundbereich erhöht, reduziert sich der Einfluss der lateralen Hemmung auf den Centerpixel, da die GABA-Ausschüttung vermindert wird. D.h., dass die Hyperpolarisation durch den neuen Input dementsprechend geringer ausfällt und damit das Potential des Photorezeptors steigt. Dieses Potential besagt, dass auch an dieser Stelle eine Veränderung in der visuellen Szenerie existiert, dessen Kontrast aber nicht so stark ist wie bei der zuvor beschriebenen stark ausgeprägten Hyperpolarisation. Liegt eine annähernd gleiche Lichtintensität im Center und Surround vor, erfährt der Centerpixel eine Depolarisation auf einen mittleren Potentialwert, der auf eine diffuse bzw. gleichförmige Beleuchtung des rezeptiven Feldes hindeutet.

Gemeinsamkeiten bei der Betrachtung sowohl der dunklen als auch der hellen Centerpixel lassen sich darin finden, dass geringe Unterschiede zwischen den Lichtintensitäten im Center und Surround aufgrund der antagonistisch agierenden Center- und Surroundbereiche einen Ausgleich der in den Photorezeptor einfließenden Inputs bewirken, so dass die daraus resultierenden Potentiale für die Informationsverarbeitung diffuse Informationen darstellen, die für die Erkennung von Objektgrenzen irrelevant sind.

Der gravierende Unterschied findet sich darin, dass sowohl ein hohes als auch ein niedriges Potential ein Zeichen für einen starken Kontrast in der visuellen Szenerie darstellt. Ein hohes Potential weist dabei auf einen dunklen Pixel auf hellem Hintergrund hin, während ein niedriges Potential einen hellen Pixel auf dunklem Grund annonciert. Um diese Informationen

adäquat weiter verarbeiten zu können, ist wie in der Retina eine Unterteilung in ON- und OFF-Pfade notwendig.

Bipolarzellen. An den Synapsen der Bipolarzellen liegt der modifizierte Potentialwert (Glutamatausschüttung) der Pixel an, wobei jeder Pixel ähnlich wie in der Fovea centralis auf zwei Bipolarzellen projiziert – eine ON- und eine OFF-Bipolarzelle, so dass je nach Maß der Transmitterausschüttung entweder der ON- oder der OFF-Pfad für den weiteren Verlauf der Informationsweitergabe aktiviert wird.

Die Implementierung eines ON- und OFF-Pfades hat für den Algorithmus zur Folge, dass Helligkeit- bzw. Dunkelheitsbereiche definiert werden müssen, in denen die hellen Bildanteile vor dunklem Hintergrund und die dunklen Bildanteile vor hellem Hintergrund jeweils separat verarbeitet werden. Der Einfachheit halber wird immer der Median des Wertebereichs gewählt, so dass der ON-Pfad bei allen anliegenden Potentialen reagiert, die unterhalb des Medianwertes liegen, während der OFF-Pfad bei allen Potentialen aktiviert wird, die oberhalb dieses Wertes liegen. Somit habe ich eine Hell-Dunkel-Grenze definiert, die der Reaktion der nativen ON- und OFF-Bipolarzellen entspricht, die jeweils nur beim Unter- oder Überschreiten von bestimmten Transmitterkonzentrationen reagieren (s. Kapitel 2.2.2).

Konkret bedeutet dies, dass die OFF-Bipolarzelle im Modell mit einer unterschiedlichen Stärke auf alle Potentiale zwischen dem maximalen Potentialwert und dem als Hell-Dunkel-Grenze definierten Wert reagiert. Dabei initiiert ein maximaler Empfang von Glutamat ein maximales Potential an der Bipolarzelle, das einem großen Gradienten zwischen dem betrachteten dunklen Center und dem hellen Surround entspricht, da es keine hemmenden Beiträge von den Horizontalzellen aus dem ON-Surroundbereich gibt, die den Centerpixel abschwächen. Ist der Surroundbereich dagegen ebenfalls dunkel – aber noch etwas heller als der Center – nähert sich der an der Bipolarzelle anliegende Potentialwert der Hell-Dunkel-Grenze. In diesem Fall liegt dann eine sehr schwache Kontur oder aber eine diffuse Information vor, die sich nicht durch spezifische Konturübergänge auszeichnet.

Die ON-Bipolarzelle hingegen reagiert auf Werte zwischen der definierten Hell-Dunkel-Grenze und dem minimalen Potentialwert. Ein minimaler Potentialwert deutet dabei auf einen großen Gradienten zwischen hellem Center und dunklem Surround hin, da das von den Horizontalzellen ausgeschüttete GABA aus dem OFF-Surroundbereich den durch den Lichteinfall im Center hyperpolarisierten Photorezeptor noch weiter hyperpolarisiert, dass

dieser kein Glutamat ausschüttet. Dies bewirkt an der ON-Bipolarzelle allerdings eine starke Depolarisation, so dass ein minimales Photorezeptorpotential, das an der ON-Bipolarzelle anliegt, dort ein maximales Potential auslöst, während ein entsprechend höheres Potential, dass nahe der Hell-Dunkel-Grenze liegt, besagt, dass auch hier entweder ein schwach ausgeprägter Kontrast oder eine diffuse Information vorliegt.

Durch die Unterscheidung zwischen ON- und OFF-Pfaden wird es möglich, dass die aus der Berechnung resultierende geringe Neurotransmitterausschüttung nicht gleichbedeutend ist mit weniger Information, die an den Cortex weitergegeben wird, da die den Photorezeptoren nachgelagerten Bipolarzellen unterschiedlich auf die An- bzw. Abwesenheit des Transmitters Glutamat reagieren. OFF-Bipolarzellen bilden excitatorische Synapsen mit den Photorezeptoren aus, so dass sie bei Dunkelheit depolarisieren, ON-Bipolarzellen verfügen über inhibitorische synaptische Verbindungen mit den Photorezeptoren, so dass sie bei Dunkelheit hyperpolarisieren und bei Helligkeit depolarisieren. Das heißt also, dass aufgrund von Dunkelheit ein hohes Maß an Transmittern vom Photorezeptor ausgeschüttet wird, was an der OFF-Bipolarzelle wiederum ein hohes Potential auslöst, während die Abwesenheit von Glutamat bei Helligkeit ein hohes Potential auf der ON-Bipolarzelle zur Folge hat. Für einen Pixelwert mittlerer Intensität bedeutet dies, dass nicht etwa ein Potential mittlerer Intensität ausgelöst und weitergeleitet wird, sondern entweder im ON- oder im OFF-Pfad jeweils nur ein schwaches, je nachdem, ob es ober- oder unterhalb der Hell-Dunkel-Grenze liegt. Dies entspricht dem Verhalten der Neuronen in der Retina, die bei gleichförmiger Lichtintensität im rezeptiven Feld nur mit einer Grundaktivität reagieren.

Dieser beschriebene Transformationsvorgang vom modifizierten Inputwert in ein Potential der ON- und OFF-Bipolarzellen ist in Abbildung 26 und 27 veranschaulicht.


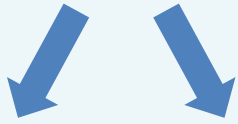

Max. mod. Inputwert		Mittlerer mod. Inputwert		Min. mod. Inputwert	
Dunkel Center – Hell Surround		Diffuser Input		Hell Center – Dunkel Surround	
Hohes Potential		Mittleres Potential		Niedriges Potential	
Hohe Transmitterausschüttung		Mittlere Transmitterausschüttung		Keine/wenig Transmitterausschüttung	
					
OFF-Pfad	ON-Pfad	OFF-Pfad	ON-Pfad	OFF-Pfad	ON-Pfad
=	=	=	=	=	=
hohes Potential	kein Potential	schwaches Potential	schwaches Potential	kein Potential	hohes Potential

Abb. 26: Überführung der Inputwerte in Potentiale für den ON- und OFF-Pfad

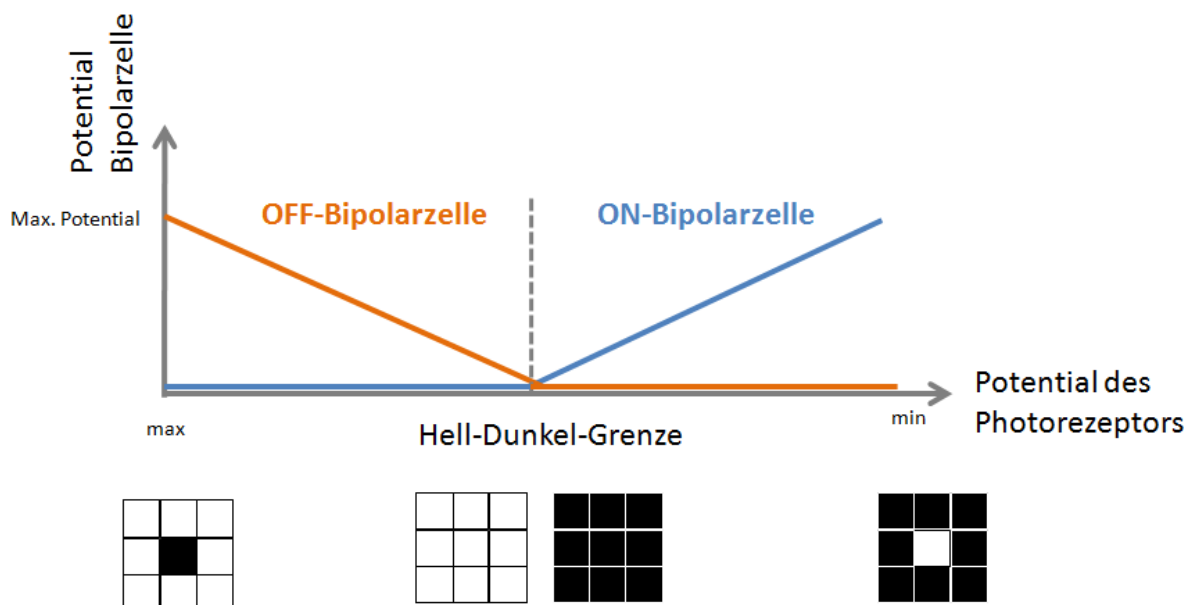


Abb. 27: Transformation der modifizierten Photorezeptorpotentiale in Potentiale der ON- und OFF-Bipolarzellen

Um aus dem modifizierten Potential des Photorezeptors nun die zugehörigen Potentiale der ON- und OFF-Bipolarzellen zu bestimmen, müssen deren unterschiedliche Eigenschaften in der weiteren Berechnung Berücksichtigung finden. Da die ON-Bipolarzelle – ähnlich wie ein Photorezeptor – durch einen anliegenden Reiz (in diesem Fall in Form von

Transmitterausschüttung) hyperpolarisiert wird, definiere ich auch hier, dass sie ihr Ruhepotential beim maximalen Potentialwert erreicht, der um den Betrag der ausgeschütteten Transmitter reduziert wird. Eine OFF-Bipolarzelle hingegen wird durch die ausgeschütteten Transmitter depolarisiert, so dass wir für diese festlegen, dass ihr Ruhepotential bei 0 liegt, das jeweils um den Betrag der Transmitterausschüttung erhöht wird. Für die algorithmische Umsetzung bedeutet dies:

$$\text{BipolarzelleONPotential} = \text{BZONRuhePotential} - \text{PhotorezeptorPotentialMod} \quad (17)$$

$$\text{BipolarzelleOFFPotential} = \text{BZOFFRuhePotential} + \text{PhotorezeptorPotentialMod} \quad (18)$$

Das so ermittelte Potential der ON- und OFF-Bipolarzellen entspricht wiederum der entsprechenden Transmitterfreisetzung, die als Input an die nachgelagerten Ganglien- und Amakrinzellen weitergeleitet wird. Allerdings unter Berücksichtigung folgender Bedingung:

Aufgrund der Tatsache, dass die Transmitter auf den Dendriten beider Bipolarzelltypen anliegen, werden jeweils beide Berechnungen (17) und (18) durchgeführt. Daher muss an dieser Stelle eine Entscheidung getroffen werden, welches der ermittelten Potentiale für die Informationsweitergabe relevant ist. Der Einfachheit halber – und vor dem physiologischen Hintergrund, dass nur überschwellige Informationen an der nachgelagerten Ganglienzelle ein Aktionspotential auslösen – definiere ich, dass nur die Potentiale verarbeitet werden, die größer sind als der als Hell-Dunkel-Grenze ermittelte Wert. Wichtig dabei ist allerdings, dass die Unterscheidung zwischen ON- und OFF-Pfad erhalten bleibt, da ansonsten die Information über die Kontrastübergänge verloren geht. Daher gilt:

Wenn $\text{BipolarzelleOFFPotential} > \text{Hell-Dunkel-Grenze}$, dann

$$\text{BipolarzelleOFFPotential} \triangleq \text{BipolarzelleOFFGlutamat} \quad (19)$$

Wenn $\text{BipolarzelleONPotential} > \text{Hell-Dunkel-Grenze}$, dann

$$\text{BipolarzelleONPotential} \triangleq \text{BipolarzelleONGlutamat} \quad (20)$$

Zusammenfassend gilt daher: Die in den vorgestellten Berechnungsschritten nachvollzogene laterale Beeinflussung der Centerpixel durch ihren Surroundbereich dient als erste Stufe der Kontrasterkennung und -verstärkung von relevanten Strukturen in einer visuellen Szenerie und ist damit Grundlage für die Detektion von Kanten und Umrissen eines Objektes sowie von Übergängen zwischen verschiedenen Objekten.

Bevor im nächsten Abschnitt die Variation der rezeptiven Feldgröße beschrieben wird, soll im Folgenden anhand von Beispielen die Kontrasterkennung bzw. die Transformation der Lichtintensitäten in Gradientenbilder der ON- und OFF-Pfade verdeutlicht werden, um allgemeine Regeln und Erkenntnisse für den weiteren Informationsfluss zu generieren.

Im ersten Beispiel seien folgende Parameter gegeben:

80	80	80	80	80	80	80	InputMax: 100
80	80	80	10	80	80	80	InputMin: 0
80	80	80	10	80	80	80	PotentialMax: 100
80	80	80	10	80	80	80	PotentialMin: 0
80	80	80	10	80	80	80	Heller Pixelwert: 80
80	80	80	10	80	80	80	Dunkler Pixelwert 10
80	80	80	80	80	80	80	

Abb. 28: Ausschnitt eines Beispielbildes: vertikale Linie mit zugehörigen Pixelwerten der Photorezeptoren

Unter Verwendung dieser Parameter beginne ich mit der Berechnung der lateralen Beeinflussung durch die Horizontalzellen mit dem obersten Pixel der vertikalen Linie. Das rezeptive Feld dieses Pixels stellt sich wie folgt dar:

80	80	80
80	10	80
80	10	80

Abb. 29: Rezeptives Feld des obersten Pixels der vertikalen Linie aus Abbildung 28, rote Markierung $\hat{=}$ Centerpixel

Für die Berechnung benötigt man zunächst den Wert des Centerpixels und das zugehörige Potential, das sich aus Formel (2) ergibt:

$$\text{PixelwertCenter} = 10$$

$$\text{PhotorezeptorPotential} = 90$$

In nächsten Schritt werden die Pixelwerte des Surround addiert und durch die Anzahl der Photorezeptoren, wie in Formel (8) beschrieben, geteilt. Das Ergebnis ist laut Formeln (9) (10) dem Potential der Horizontalzelle gleichzusetzen. Somit erhalte ich:

$$\text{HorizontalzellePotential} = 28,75$$

Dieses Potential – gleichbedeutend mit der ausgeschütteten Menge an GABA – wird anschließend zum Input des Centerphotorezeptors addiert, um daraus den modifizierten Inputwert für den Photorezeptor, wie in Formel (14) beschrieben, zu berechnen.

$$\text{PhotorezeptorInputMod} = 19,37$$

Um nun das neue Potential des Photorezeptors zu bestimmen, wird der neu errechnete Inputwert laut Formel (15) vom Ruhepotential des Photorezeptors abgezogen.

$$\text{PhotorezeptorPotentialMod} = 80,63$$

Die beschriebenen Schritte führe ich im Folgenden für alle Pixel der Abbildung 28 durch und erhalte somit die neuen Potentialwerte wie in Abbildung 30 dargestellt. Diese geben Aufschluss über die Gradienten zwischen Center- und Surroundpixeln.

Wie im Abschnitt Bipolarzellen erläutert, entsprechen hierbei hohe Potentiale einem großen Gradienten zwischen einem dunklen Centerpixel mit hellem Surround, mittlere Potentialwerte einer diffusen bzw. gleichförmigen Information und niedrige Potentiale einem signifikanten Gradienten zwischen einem hellen Pixel mit dunklem Umfeld.

50	50	45,7	45,7	45,7	50	50
50	50	41,25	80,63	41,25	50	50
50	50	36,88	77,5	36,88	50	50
50	50	36,88	77,5	36,88	50	50
50	50	36,88	77,5	36,88	50	50
50	50	41,25	80,63	41,25	50	50
50	50	45,7	45,7	45,7	50	50

Abb. 30: Ausschnitt eines Beispielbildes: vertikale Linie mit zugehörigen modifizierten Potentialen der Photorezeptoren

Um einen visuellen Eindruck von den Gradienten der hellen und dunklen Pixel zu erhalten, wurden diese für die folgende Abbildung 31 farblich markiert. Rote Markierungen deuten auf dunkle Pixel mit hellem Hintergrund hin, während grüne Markierungen auf helle Pixel mit dunklem Hintergrund verweisen. In allen Rechenbeispielen wird die Grenze zwischen hell und dunkel bei 50 gesetzt, da der Median von InputMax = 100 genau 50 entspricht. Dieser Wert wird mit grau belegt und stellt eine irrelevante Information für die Detektion von Kontrasten und damit mögliche Objektgrenzen darstellt. Für die grünen und roten Markierungen gilt: Je dunkler die Farbe, desto größer der Gradient zwischen Center und Surround – also desto mehr Kontrast an dieser Stelle; je heller die Markierung desto diffuser bzw. einheitlicher wird die Information.

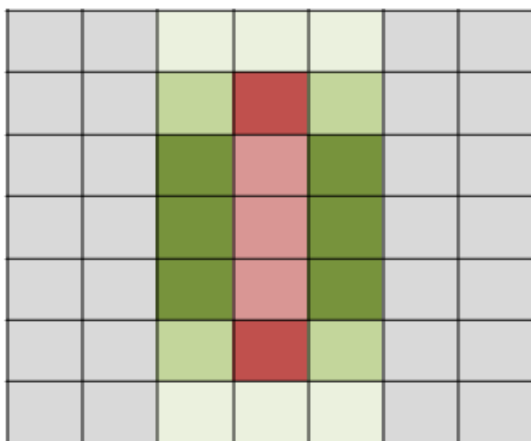


Abb. 31: Visualisierung der Gradienten aus Abbildung 30

In einem letzten Schritt müssen die berechneten Potentiale nun noch in die zugehörigen Potentiale der ON- und OFF-Bipolarzellen transformiert werden. Dazu bediene ich mich der Formeln (17) und (18) und erhalte unter Berücksichtigung der Bedingungen (19) und (20) folgende zahlenmäßige Darstellung:

50	50	54,3	54,3	54,3	50	50
50	50	58,75	80,63	58,75	50	50
50	50	63,12	77,5	63,12	50	50
50	50	63,12	77,5	63,12	50	50
50	50	63,12	77,5	63,12	50	50
50	50	58,75	80,63	58,75	50	50
50	50	54,3	54,3	54,3	50	50

Abb. 32: Potentiale der ON- und OFF-Bipolarzellen

Auf den ersten Blick ist zu erkennen, dass die Pixel an den Enden der dunklen Linie ein stärkeres Potential aufweisen als die Pixel im mittleren Teil der Linie. Dieser Effekt ist für die Detektion von Begrenzungen eines Objektes durch die sogenannten End-stopped-Cells von großer Bedeutung und lässt sich auf den größeren Gradienten zwischen Center und Surround an dieser Stelle zurückführen. D.h. der Pixel am Ende ist insgesamt von einem helleren Umfeld umgeben als die mittigen dunklen Pixel. Interessant ist dabei, dass die benachbarten Potentiale der hellen Centerpixel mit dunklem Umfeld dazu genau entgegengesetzt ausgerichtet sind, was bedeutet, dass bereits auf dieser ersten Stufe der Verarbeitung die Kontrastübergänge deutlich hervorgehoben werden, woraus gefolgert werden kann, dass der im Kapitel 2.2.4 beschriebene Effekt, dass das Ausgangspotential an einem Kontrastübergang einmal verstärkt und einmal abgeschwächt wird, um wieder das Ausgangspotential anzunehmen (s. Abbildung 14), hier realisiert werden kann. Dies lässt sich besonders gut an einem homogenen Bild – wie in Abbildung 33 zu sehen – zeigen (Werte und Berechnungsverfahren wie im 1. Beispiel).

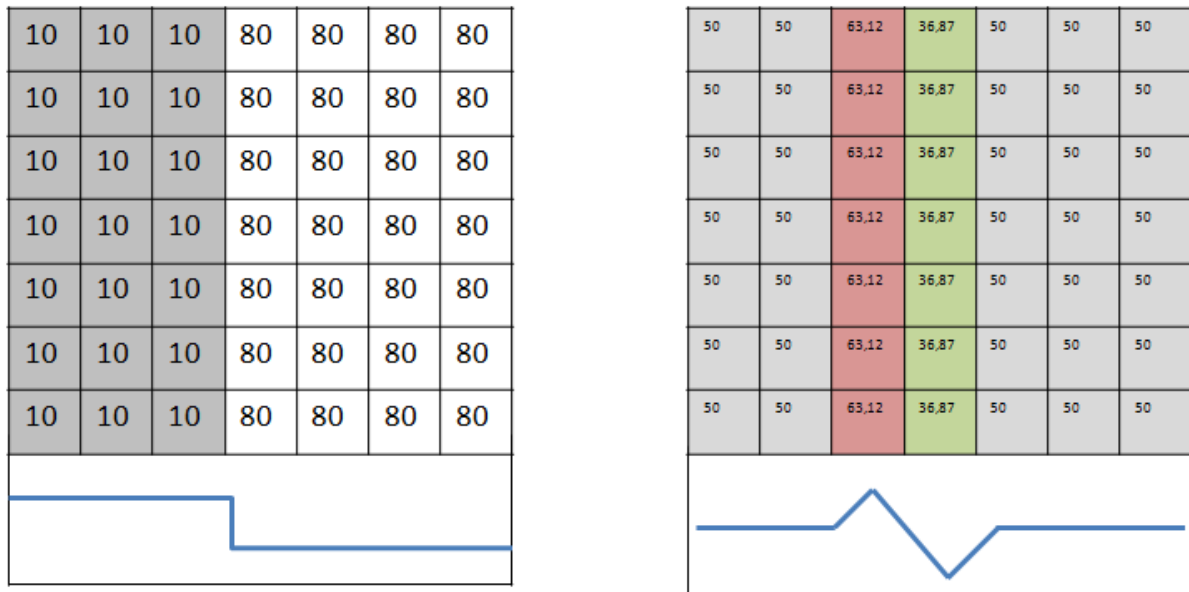


Abb. 33: Links: Pixelwertbild aufgrund des einfallenden Lichtes, rechts: Potentialbild der Gradienten von Center und Surround, unten: jeweils der Potentialverlauf

Die linke Abbildung zeigt ein Bild mit zwei homogen beleuchteten Bereichen, wobei die linke Seite schwach beleuchtet wird und die rechte stark, so dass sich – wie unterhalb der Abbildung gezeigt – auf der linken Seite ein hohes Potential einstellt und auf der rechten ein niedriges. Durch die laterale Beeinflussung des Centers durch den Surround werden die Bereiche ohne Kontrast auf ein mittleres Potential normiert (graue Bereiche auf der rechten Seite in Abbildung 33), so dass sie für die Bipolarzellen keine relevante Information darstellen und diese daher jeweils nur mit ihrer Grundaktivität auf den Input reagieren. An den Übergängen wird der Kontrast hingegen dadurch hervorgehoben, dass einmal ein höheres und einmal ein niedrigeres Potential als die Grundaktivität erzeugt wird (Kurvenverlauf unter dem rechten Bild in Abbildung 33). Überführt man diese Potentiale der Photorezeptoren nun auf die jeweiligen Bipolarzellen, zeigt sich, dass einmal die OFF- und einmal die ON-Bipolarzellen erregt werden, die daraufhin jeweils mit einem gleich hohen Potential auf den Input reagieren.

Zum Vergleich der bisher gezeigten homogenen Verläufe in visuellen Szenarien soll im Folgenden eine diffuse visuelle Information betrachtet werden, deren Werte und Berechnungsverfahren ebenfalls denen im ersten Beispiel entsprechen. Links in Abbildung 34 ist eine diffuse visuelle Szenerie ohne erkennbare Strukturen und Übergänge mit den zugehörigen Potentialwerten zu sehen. Die rechte Abbildung zeigt die Potentiale farblich

visualisiert, wobei die gleiche Kodierung der Farben gilt wie oben im ersten Beispiel beschrieben.

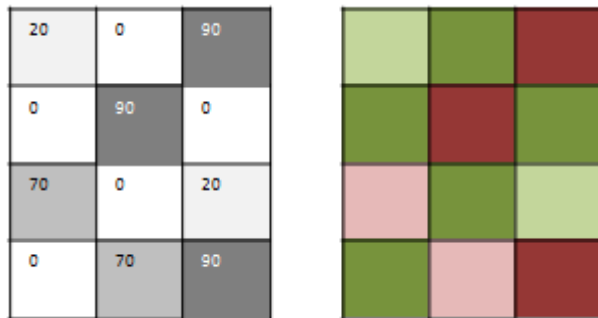


Abb. 34: links: Abbildung mit diffuser Information und zugehörige Potentialwerte der Photorezeptoren, rechts: Visualisierung der Potentiale

Nach der Verrechnung von Center- und Surroundpotentialen ergibt sich folgendes Abbild der Potentiale, die auf der rechten Seite ebenfalls visualisiert wurden:



Abb. 35: links: Gradientenbild und Werte der Potentiale aus Abbildung 34, rechts: Visualisierung der Potentiale

Wenn man sich zunächst nur die Visualisierung anschaut, zeigt sich, dass es kaum Veränderungen in der generellen Ausprägung der Potentiale gibt. Daraus kann gefolgert werden, dass eine diffuse Surroundinformation für einen Centerpixel wenig De- oder Hyperpolarisation bedeutet, also Übergänge auch zwischen Pixeln, die eine entgegengesetzte Lichtintensität aufweisen, nicht im Kontrast verstärkt werden.

In nächsten Beispiel soll veranschaulicht werden, wie sich die Potentiale der ON- und OFF-Bipolarzellen verhalten, wenn es sich bei den betrachteten Objekten nicht nur um singuläre Linien, sondern um Objekte mit unterschiedlich ausgerichteten Linien – also Ecken – handelt.

Dazu wählen wir als Objekt ein Quadrat wie in der folgenden Abbildung gezeigt (Werte, Berechnungsverfahren und farbliche Visualisierung wie in den bisherigen Beispielen).



Abb. 36: links: Beispielbild Quadrat mit zugehörigen modifizierten Potentialen der Photorezeptoren, rechts: Visualisierung der Gradienten

Auch in dieser Abbildung erkennt man den Effekt, dass sich starke und schwache Potentiale der Photorezeptoren am Übergang zweier Helligkeitsbereiche abwechseln, um dann wieder in ein mittleres Potential überzugehen.

In einem letzten Beispiel soll gezeigt werden, dass zur Detektion eines Kontrastes nicht die absolute Helligkeit im Center und Surround entscheidend ist, sondern der Gradient zwischen den beiden. Das heißt, dass sich das beschriebene Phänomen der Aufspaltung in ON- und OFF-Pfade bei Kontrastübergängen nicht nur dann zeigen sollte, wenn ich z.B. einen dunklen Center und einen hellen Surround habe, sondern auch dann, wenn beide Bereiche hell oder dunkel sind, sich aber nur durch einen minimalen Unterschied in der Helligkeit bzw. Dunkelheit unterscheiden. Dafür wähle ich folgendes Beispiel:

80	80	80	80	80	80	80
80	80	80	79	80	80	80
80	80	80	79	80	80	80
80	80	80	79	80	80	80
80	80	80	79	80	80	80
80	80	80	79	80	80	80
80	80	80	80	80	80	80

InputMax: 100

InputMin: 0

PotentialMax: 100

PotentialMin: 0

Heller Pixelwert: 80, Potential: 20

Dunkler Pixelwert 79, Potential: 21

Abb. 37: Vertikale Linie mit einem minimalen Unterschied zur Lichtintensität des Hintergrundes

Wende ich nun die Berechnungsschritte wie in den bisherigen Beispielen an, erhalte ich folgendes Resultat:

50	50	49,94	49,94	49,94	50	50
50	50	49,88	50,44	49,88	50	50
50	50	49,81	50,38	49,81	50	50
50	50	49,81	50,38	49,81	50	50
50	50	49,81	50,38	49,81	50	50
50	50	49,88	50,44	49,88	50	50
50	50	49,94	49,94	49,94	50	50

Abb. 38: Bild der modifizierten Photorezeptorpotentiale und farbliche Markierung der Aktivität von ON- und OFF-Bipolarzellen

Anhand der in Zahlen dargestellten Potentiale der Photorezeptoren und durch die farbliche Markierung der Aktivität von ON- und OFF-Bipolarzellen wird deutlich, dass auch bei geringen Unterschieden in der Lichtintensität eine automatische Unterteilung in ON- und OFF-Pfade erfolgt. Das heißt, das entwickelte Modell eignet sich sehr gut für die Detektion kleinster Kontrastübergänge in einer visuellen Szenerie, da hier jede Veränderung durch die Separierung in ON- und OFF-Pfade annonciert wird. Die absoluten Hell- und Dunkelintensitäten sind dabei irrelevant, entscheidend ist lediglich der Gradient zwischen dem betrachteten Center und dem zugehörigen Surround.

Die im Anschluss folgenden Ganglienzellen erhalten aufgrund der beschriebenen Verarbeitung des Inputs nun also Potentialwerte, die eine Aussage darüber enthalten, ob es sich um einen dunklen Pixel auf hellem Hintergrund oder um einen hellen Pixel auf dunklem Hintergrund handelt mit der zusätzlichen Information wie groß der Gradient zwischen Center und Surround ist.

5.2 Variation der rezeptiven Feldgröße

Da die rezeptiven Felder der Retina nicht immer der bisher dargestellten Eins-zu-Eins-Abbildung vom Photorezeptor zur Ganglienzelle entsprechen, sondern sich zur Peripherie der Retina hin vergrößern (s. Kapitel 2.3), werden auch im Modell variable rezeptive Felder realisiert. Die in Abbildung 24 gezeigten kleinen rezeptiven Felder sollen in der Hinsicht vergrößert werden, dass

1. eine unabhängige Größeneinstellung von Center und Surround möglich ist und
2. eine Einstellung asymmetrischer rezeptiver Felder

Folgende Typen von rezeptiven Feldern sind somit beispielhaft möglich:

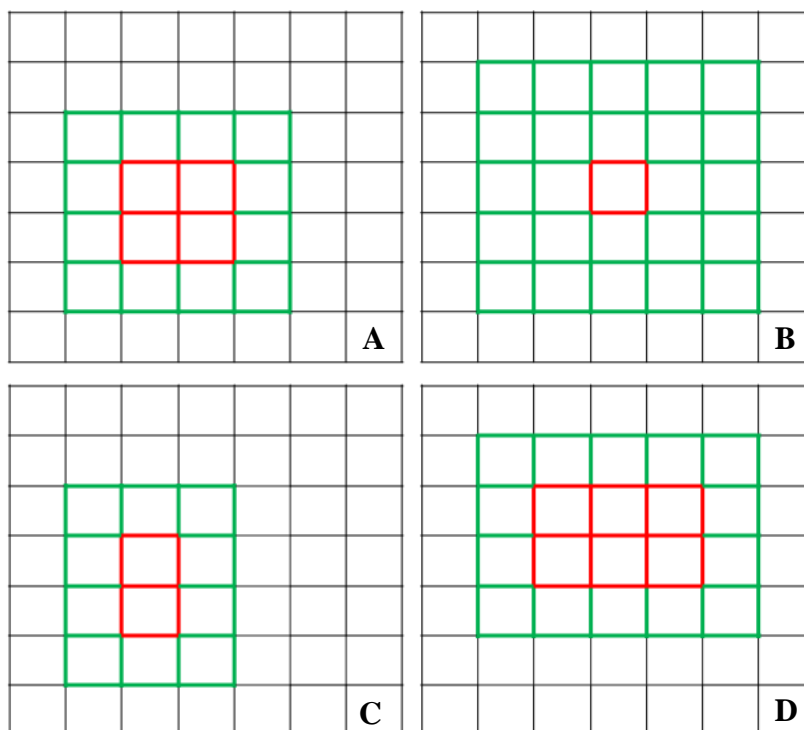


Abb. 39: Mögliche rezeptive Feldtypen bei Variation der Größe, A: Vergrößerung sowohl des Centers als auch des Surrounds, B: ausschließliche Vergrößerung des Surrounds, C: asymmetrisches rezeptives Feld in vertikaler Ausrichtung, D: asymmetrisches rezeptives Feld in horizontaler Ausrichtung

Der Effekt der Größenvariation bezogen auf die Beeinflussung durch die laterale Hemmung wird exemplarisch am rezeptiven Feld Typ A unter Verwendung des Kontrastverlaufs aus Abbildung 33 gezeigt. Abbildung 40 zeigt dabei drei Rechenschritte, wobei das rezeptive Feld für jede neue Berechnung jeweils um einen Pixel nach rechts verschoben wird, so dass es immer Überschneidungspunkte der rezeptiven Feldcenter gibt. Genau so wird bei der Verschiebung der rezeptiven Felder in vertikaler Richtung vorgegangen, d.h. auch hier erfolgt ein Versatz der Center um jeweils einen Pixel. Diese Überschneidungen werden dann wichtig, wenn der Center des rezeptiven Feldes genau symmetrisch auf dem Kontrastübergang liegt, wie in Abbildung 40 Mitte dargestellt. Eine Berechnung der Potentiale an dieser Stelle ergibt den Wert 50, d.h. ich erhalte genau den Wert der Hell-Dunkel-Grenze, also die Information, dass die Lichtintensität im Center und Surround identisch ist und somit kein Kontrastübergang in diesem rezeptiven Feld existiert. Erst durch die Berechnung in den angrenzenden überlappenden rezeptiven Feldern ergibt sich der – von den kleinen rezeptiven Feldern ausgehend – erwartete Potentialverlauf, wie in Abbildung 41 dargestellt.

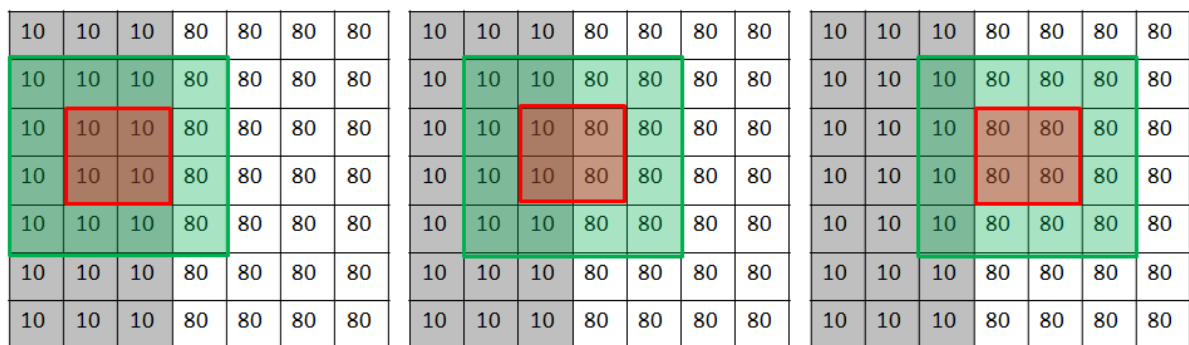


Abb. 40: Verschiebung der rezeptiven Felder zur Berechnung der lateralen Hemmung in einzelnen Bildausschnitten

Zur Berechnung der Potentiale, die bei diesen rezeptiven Feldern auf die ON- und OFF-Bipolarzellen konvergieren, wird auf die im vorhergehenden Kapitel beschriebenen Formeln zur Bestimmung der lateralen Beeinflussung zurückgegriffen. Da die einzelnen Rechenschritte sich aus den Beispielen der kleinen rezeptiven Felder ergeben, sollen sie hier nicht noch einmal aufgeführt werden. Es sei aber noch erwähnt, dass zur Berechnung des Centerpixelwertes der Mittelwert aus den beteiligten Pixeln verwendet wird, aus dem sich dann das zugehörige Potential ergibt. Nach der Ermittlung des veränderten Photorezeptorpotentials werden alle beteiligten Centerpixel auf diesen Wert gesetzt.

Abbildung 41 zeigt die Ergebnisse der Potentialverläufe für das in Abbildung 40 gezeigte Beispiel.

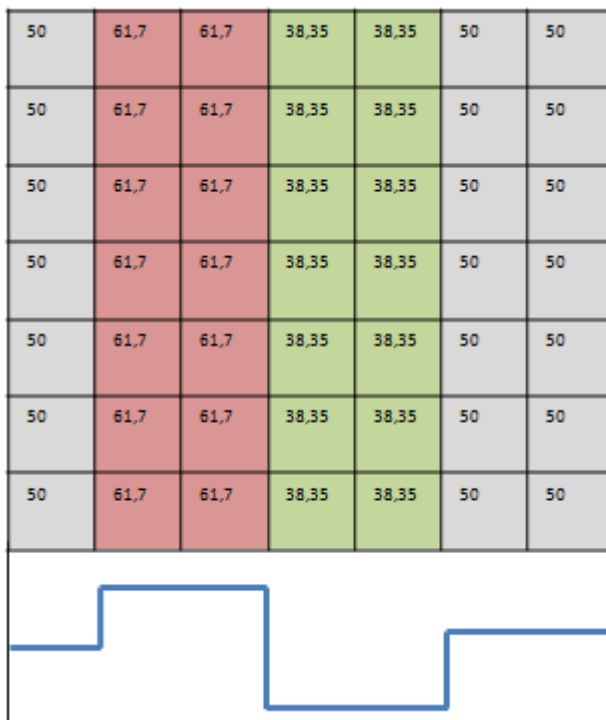


Abb. 41: Veränderte Photorezeptorpotentiale

Durch die Zusammenführung mehrerer Pixel zu einem neuen gemittelten Wert verliere ich wie in der Peripherie der Retina die Detailinformation. Heißt, je mehr Pixel ich für den Center meines rezeptiven Feldes auswähle, desto mehr Detailinformationen gehen verloren. Daraus folgt für die Auswertung von visuellen Szenerien, dass eine Vergrößerung der rezeptiven Felder zu einer Unterdrückung des Rauschens führen sollte. Dies wird im Kapitel 6 an verschiedenen Beispielbildern untersucht.

5.3 Vergleich zu klassischen Verfahren der Bildverarbeitung

Um einen Vergleich zu den in Kapitel 4 beschriebenen klassischen Verfahren der Bildverarbeitung, die auf mathematischen Ableitungen und Berechnungen mittels Filtermatrizen basieren, mit dem im bisherigen Kapitel beschriebenen Modell aufzuzeigen, greife ich beispielhaft auf die Funktionsweise des Laplace-Operators (s. Kapitel 4.1.2) zurück.

Generell ähnlich ist bei den klassischen Ansätzen und dem Potential-orientierten Modell, dass beide auf die in einem Bild vorhandenen Pixelwerte zurückgreifen, um anhand derer die Beeinflussung eines zentralen Pixels durch das ihn umgebene Umfeld zu ermitteln, so dass Grauwertübergänge als potentielle Kanten identifiziert und verstärkt werden. Es existiert also in beiden Fällen eine Organisation in rezeptive Felder. Aufgrund der ähnlichen Organisationsstruktur ähnelt sich das Ergebnis von Laplace-gefilterten und Potential-orientierten Ausgabebildern, wie die folgende Abbildung zeigt:

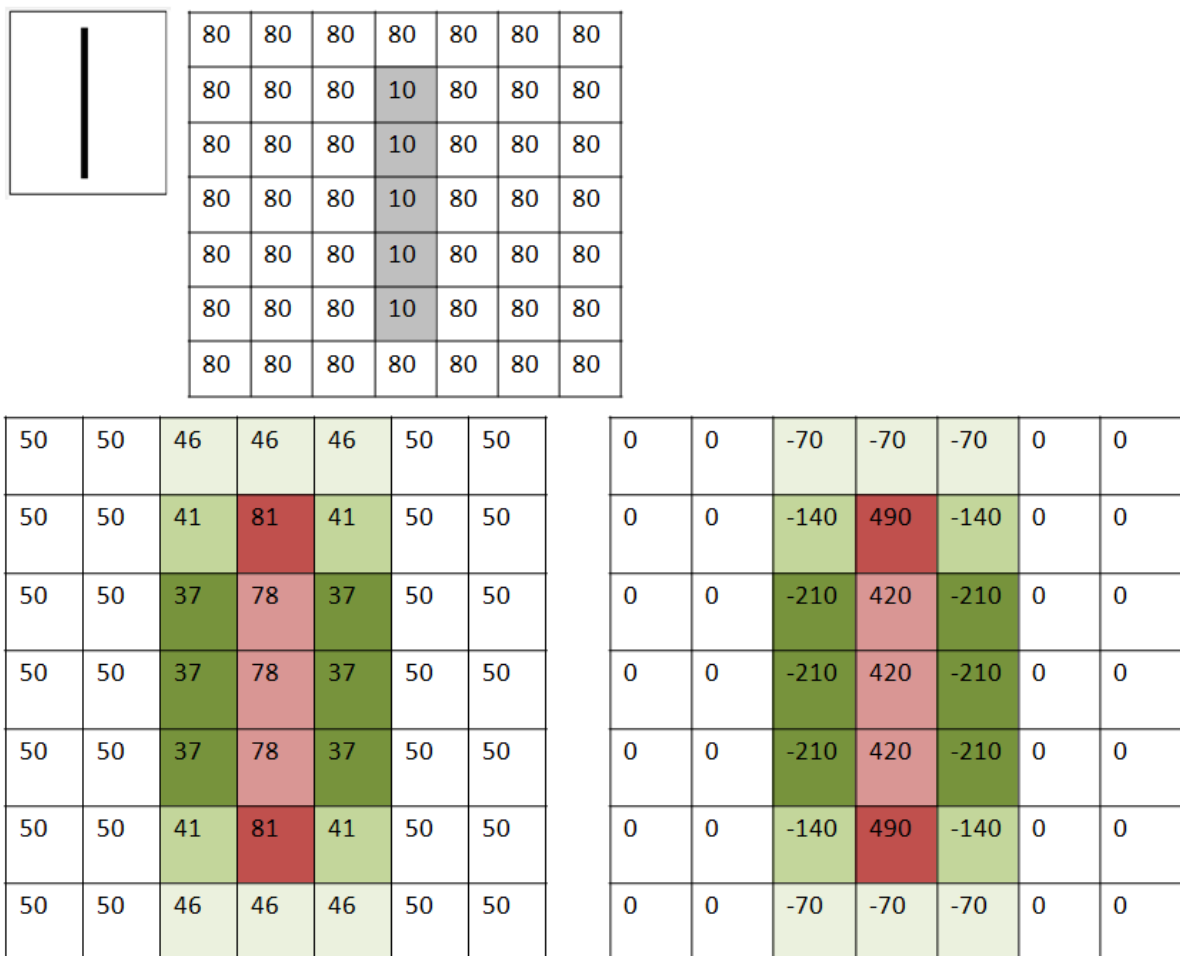


Abb. 42: Auswertung vertikale Linie, oben: Original mit Pixelgrauwerten, unten links: Auswertung mittels Potential-orientiertem Modell, rechts: Auswertung mit Laplace-Filter 3x3 (8-er Nachbarschaft)

In Abbildung 42 ist linksseitig das Potential-orientierten Ausgabebildes zu sehen, während rechtsseitig das Gradientenbild mittels der Anwendung einer 3x3 Laplace Filtermaske mit acht beeinflussenden Nachbarpixeln erzeugt wurde. Im Laplace-gefilterten Ausgabebild zeigen sich die paarweise auftretenden Pulse an beiden Seiten der Kante durch die positiven und negativen Ausschläge, die in Abbildung 42 durch eine rote und grüne Darstellung – in

Abhängigkeit von ihre Stärke mit unterschiedlicher Farbintensität – gekennzeichnet sind. Im Potential-orientiert ausgewerteten Bild geben die Farben – wie zuvor beschrieben – die Separierung in ON- und OFF-Pfad mit den zugehörigen Potentialen an, die im Ausgabebild mittels entsprechender Grauwerte visualisiert werden. Würde man hingegen die Ausgabe des Laplace-Filters visualisieren, würden alle negativen Werte als Null gewertet und somit schwarz dargestellt werden. So ist vor einer Visualisierung also zunächst eine Normierung der Zahlen notwendig, ebenso wie eine Skalierung, da die Ergebniswerte die verwendete Ausgangsskala von 0-100 überschreitet. Auf diese Weise ginge allerdings die paarweise Anordnung der positiven und negativen Werte, die gerade den Kontrast schärfen, verloren (s. Kapitel 4.1.2). Da das Potential-orientierte Verfahren immer auf der Werterange des betrachteten Bildes agiert, ist es skalenunabhängig und auch negative Werte treten nicht in Erscheinung, da die Range nur positive Werte von Null bis zur maximalen Anzahl der auftretenden Pixelwerte beinhaltet.

Neben diesen Faktoren, die hauptsächlich die Visualisierung des Ausgabebildes betreffen, ist auch die Berechnung der Beeinflussung des zentralen Pixels an sich grundlegend verschieden. Zum einen wird bei den in dieser Arbeit vorgestellten Verfahren der Surround und der Centerpixel mit definierten Werten der Matrix multipliziert, während beim Potential-orientiert Verfahren zwei getrennte Beeinflussungen des zentralen Pixels erfolgen – nämlich einmal durch den gegebenen Lichteinfall (Pixelwert des Centers) und zum anderen durch einen separat agierenden Einfluss von den Horizontalzellen. Das bedeutet zum anderen, dass im Potential-orientierten Modell – und generell in der Natur – keine universell faktorisierte laterale Beeinflussung existiert, die direkt vom Centerpixel abgezogen wird. Vielmehr bilden die beiden Einflussfaktoren einen Gesamtbetrag, der den zentralen Pixel vom maximal möglichen Potential aus betrachtet beeinflusst, somit also aus seinem Ruhepotential bringt. So umgehe ich, wie oben beschrieben, eine Normierung und Skalierung der Werte und ich erhalte aufgrund des sich ergebenden Potentials implizit die Information, ob ein heller Pixel mit dunklem Hintergrund oder ein dunkler Pixel mit hellem Hintergrund vorliegt. Im Laplace-gefilterten Ausgabebild hätte ich diese Information durch die negativen und positiven Werte theoretisch auch, allerdings verschwindet diese Information durch die Normierung auf den geringsten Pixelwert.

Auch wenn beide Verfahren generell auf eine Organisation in rezeptiven Feldern zurückgreifen, zeigen sich auch hier gravierende Unterschiede in der Anwendung. Die

klassischen Filter sehen hauptsächlich rezeptive Felder der Größe 3×3 bzw. 5×5 vor, in denen lediglich die Anordnung der Faktoren variieren kann bzw. die Kombination von verschiedenen Filtern oder die Mehrfachverwendung gleicher Filterverfahren (s. Kapitel 4.1.2). Werden die Felder größer gewählt, erhöht sich der Rechenaufwand und das Ergebnis zeigt den gewünschten Effekt der Verschärfung von Kanten deutlich schlechter, das Eliminieren von Rauschanteilen gelingt hingegen durch große rezeptive Felder besser [35]. Die Vergrößerung der Matrizen ist im Potential-orientierten Modell vergleichbar mit der Ausdehnung des Surrounds. Diese Vergrößerung hat allerdings nicht zur Folge, dass Kanten schwächer dargestellt werden. Im Gegenteil werden diese durch einen 3D-Effekt sogar noch wesentlich deutlicher hervorgehoben. Erst wenn sowohl der Center als auch der Surround vergrößert wird, erfolgt bei diesem Verfahren eine Glättung der Daten (s. Kapitel 6.3.1).

Generell lässt sich im Vergleich festhalten, dass die klassischen Verfahren die Rauschunterdrückung und Kantenverstärkung, die in der Retina durch eine Organisation in rezeptive Felder und ON-OFF-Pfade mit zugehöriger lateraler Beeinflussung erfolgt, mittels mathematischer Funktionen und Verfahren nachzuvollziehen. Das Potential-orientierte Modell agiert frei davon und greift lediglich auf die mathematischen Operationen der Addition, Subtraktion und Division zurück, um die Inhibition oder Exitation durch Transmitter darzustellen sowie Transmitterkonzentrationen von unterschiedlichen Neuronen zu ermitteln und zusammenzufassen. Dadurch gelingt es, einen generellen Algorithmus in Anlehnung an die Funktionsweise der visuellen Verarbeitung in der Retina zu implementieren, der die Rauschunterdrückung und Kantenverstärkung lediglich durch die Variation in den rezeptiven Feldern ermöglicht, völlig unabhängig vom Ausgangsdatenmaterial, Skalierung der Daten, Aufgabenstellung und mathematischer Funktionen.

Die Leistungsfähigkeit im Hinblick auf Rauschunterdrückung, Kontrastverstärkung und Kantendetektion soll anhand der im nächsten Kapitel folgenden Experimente veranschaulicht und evaluiert werden.

D. Experimente

6. Forschungs- und Entwicklungstool zur Detektion von Strukturen in Bildern

Die Umsetzung der oben beschriebenen algorithmischen Vorgaben mündete in einem Forschungs- und Entwicklungstool zur Analyse und Detektion von Strukturen in beliebigen Bildmaterialien. Dabei wurde bei der Entwicklung und Umsetzung des Analysers zum einen auf Einlese- und Visualisierungsroutinen zurückgegriffen, die im Rahmen von Bachelor- und Diplomarbeiten an der TU Clausthal in unterschiedlichen Software-Programmen implementiert wurden. Zum anderen erfolgte unter meiner Anleitung eine Integration von verschiedenen Modulen, die eine algorithmische Umsetzung des vorgestellten Modells beinhalten. Im folgenden Kapitel wird zunächst die Funktionalität des Analysers kurz dargestellt, bevor im anschließenden Kapitel konkrete Ergebnisse anhand von simplen Testbildern, Standardtestbildern der Bildanalyse, Hyperbeln in Radargrammen sowie von Strukturen in medizinischen Bilddaten aufgezeigt werden. Eine ausführliche Beschreibung der Bedienelemente und der Funktionalitäten findet sich im Anhang I.

6.1 Funktionalität des Software-Tools

Das Analyse-Tool bietet eine komplexe Bedienoberfläche und ein Visualisierungspanel für die eingelesenen Daten, die über einen *Laden*-Button aufgerufen werden können. Nach dem Einladen der Daten kann der Anwender entscheiden, ob er eine Analyse mittels des klassischen Sobel-Filters durchführt oder die Einstellung *Real Modell* auswählt, das eine Berechnung, wie im Kapitel 5.1 beschrieben, umsetzt. Über das Bedienelement *Dimensionen ON/OFF-Felder (außen)* kann die Größe des Surroundbereiches der rezeptiven Felder jeweils in x- und y-Richtung variiert werden. Mittels der Einstellungen *Dimensionen ON/OFF-Felder (innen)* wird die Größe des rezeptiven Feld Centers ebenfalls in x- und y-Richtung festgelegt. Die kleinstmögliche Dimension eines algorithmisch umgesetzten rezeptiven Feldes ist ein Quadrat mit den Ausmaßen 3x3 Pixel (s. Kapitel 5.1, Abschnitt rezeptives Feld/Horizontalzellen), so dass das rezeptive Feld im Center die Größe von einem Pixel aufweist und der Surround von 3x3 Pixeln. Diese Einstellung erhält man, wenn im Programm für den Surroundbereich der Wert 1 und für den Center der Wert 0 gewählt wird. Gibt man größere Zahlen ein, z.B. jeweils 1 für die x- und y-Richtung des Centers, so vergrößert sich dieser um jeweils einen Pixel in jede Richtung, so dass seine Dimensionierung 3x3 Pixel beträgt. Dies gilt analog für die Einstellung des Surroundbereiches. Wird dieser um jeweils

einen Pixel in x- und y- Richtung erweitert, erhalte ich einen Surround von 5x5 Pixeln, eine Erweiterung um zwei Pixel ergibt eine Dimensionierung von 7x7 Pixeln usw.

Das Bedienelement *OnOffRezeptor* bietet schließlich die Möglichkeit, die Visualisierungsart des berechneten Ergebnisses auszuwählen. Die Auswahl *ohne GlutMax/2* entspricht dabei den im Kapitel 5.1 und 5.2 vorgestellten theoretischen Überlegungen, so dass hier die an den Bipolarzellen anliegenden Potentiale – in Graustufen kodiert – visualisiert werden. Mittels der Auswahl *nur On-Off* wird hingegen nur die Aktivität der ON- und OFF-Pfade visualisiert, so dass keine Aussage über die Stärke der Potentiale in der Darstellung enthalten ist.

Zur deutlicheren Visualisierung der Ergebnisse wurde ein *Verstärkungsfaktor* implementiert, mit dem die Analyseergebnisse bei Bedarf unterschiedlich verstärkt werden können. Hierbei handelt es sich lediglich um eine Darstellungsroutine, die mit dem Modell und seinem Algorithmus nicht im Zusammenhang steht.

Die Grundeinstellung zur Analyse der Daten ist – sofern nicht anders vermerkt – im Folgenden immer die Auswahl des *Real Modells* und die Darstellung mittels der Bipolarzellenpotentiale. Variable Größen sind die Dimensionierungen der rezeptiven Felder, die Auswahl des Verstärkungsfaktors und die Festlegung der Darstellungsart.

6.2 Datenbasis

Um zunächst die Funktionalität der einzelnen Bedienelemente und der zugrundeliegenden Theorie zu untersuchen, wurden simple Testobjekte kreiert (s. Rechenbeispiele im Kapitel 5.1), an denen eine schlüssige Auswertung durch das Programm leicht überprüft werden konnte. Anschließend wurden aus einer Online-Datenbank [75] verschiedene Testbilder ausgewählt, die teilweise bereits mittels Standard-Vorverarbeitungsmethoden analysiert wurden und daher einen direkten Vergleich der Methoden ermöglichen. Anhand dieser Testbilder soll das in dieser Arbeit entworfene Modell der Potential-orientierten Bildanalyse angewendet und überprüft werden. Im Anschluss an diesen vergleichenden Test mit den Standardmethoden der Bildanalyse sollen Realdaten von GPR-Messungen verwendet werden, um zu untersuchen, ob relevante Strukturen wie Bodenschichtungen oder durch im Boden verbrachte Objekte erzeugte Hyperbeln mittels des Programms herausgearbeitet bzw. detektiert werden können. Da das Forschungs- und Entwicklungstool zur Analyse von

Bilddaten so allgemein gehalten ist, dass prinzipiell jede Art von Bildmaterial damit ausgewertet werden kann, wurden abschließend auch medizinische Bilddaten analysiert.

6.3.Datenanalyse

6.3.1 Simple Testbilder

Beginnend mit den theoretischen Beispielen aus Kapitel 5.1 zum prinzipiellen Agieren des Modells soll nun im Folgenden überprüft werden, ob der aus dem Modell abgeleitete und implementierte Algorithmus die gezeigten Ergebnisse widerspiegelt.

Anhand der simplen Testbilder (Abbildung 43) wurden während des gesamten Entwicklungsprozesses neue Funktionalitäten und Erweiterungen des Algorithmus getestet, um zu überprüfen, ob der Algorithmus auf Grundlage der theoretischen Überlegungen korrekte Ergebnisse liefert. Die Überprüfung erfolgt jeweils im Abgleich mit den in Kapitel 5.1 durchgeführten Berechnungen der Potentiale für jedes Testbild (bzw. kleinen Ausschnitten davon).

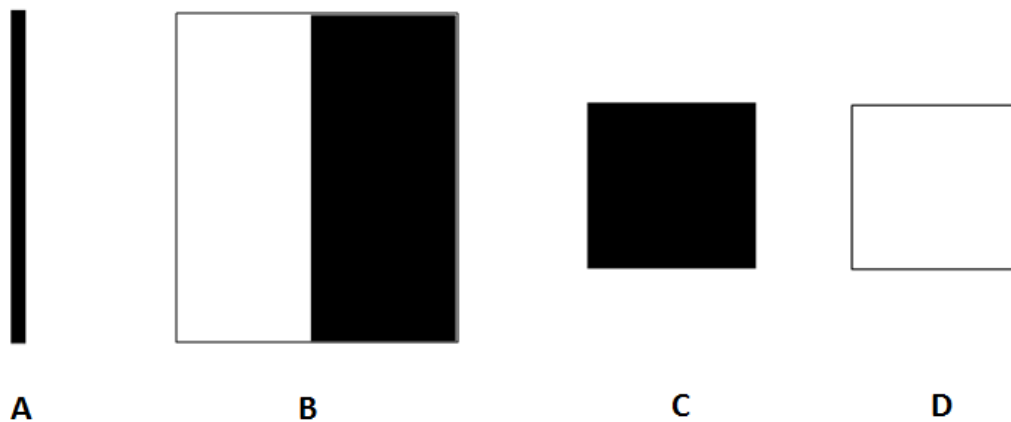


Abb. 43: Testbilder 1: Überprüfung der generellen Programmierung

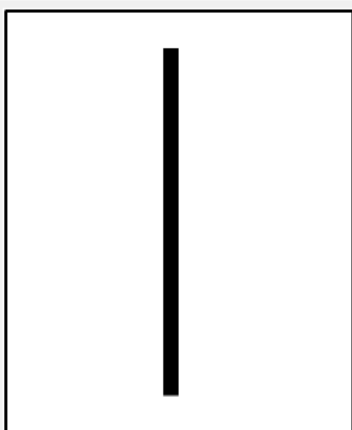
Zusätzlich zu den Testbildern 1 wurde ein Testbild mit unterschiedlichen Graustufungen (Abbildung 44) entworfen, um zu überprüfen, ob die verschiedenartigen Übergänge der Graustufen jeweils zu unterschiedlichen Intensitäten bei der Berechnung führen.



Abb. 44: Testbild 2: Graustufen

Die Ergebnisse der Auswertungen der Testbilder werden im Folgenden ausführlich beschrieben.

Ich beginne mit der einfachen dunklen Linie vor hellem Hintergrund, wie in Abbildung 45 linksseitig dargestellt.



80	80	80	80	80	80	80
80	80	80	10	80	80	80
80	80	80	10	80	80	80
80	80	80	10	80	80	80
80	80	80	10	80	80	80
80	80	80	10	80	80	80
80	80	80	80	80	80	80

Abb. 45: Testbild Linie, links: Original, rechts: Darstellung der Linie mit Pixelgrauwerten

Im Programm wähle ich die Standardeinstellung (s. Kapitel 6.1) mit der minimalen Größe des rezeptiven Feldes, also 3x3 Pixel im Surround und einem Centerpixel sowie einen Verstärkungsfaktor zur Visualisierung von 0,0004. Das Ergebnis der algorithmischen Berechnung ist in Abbildung 46 auf der linken Seite gezeigt. Im Vergleich dazu stehen auf der rechten Seite die zuvor – anhand der in Kapitel 5.1 erarbeiteten Formeln – berechneten Potentiale.

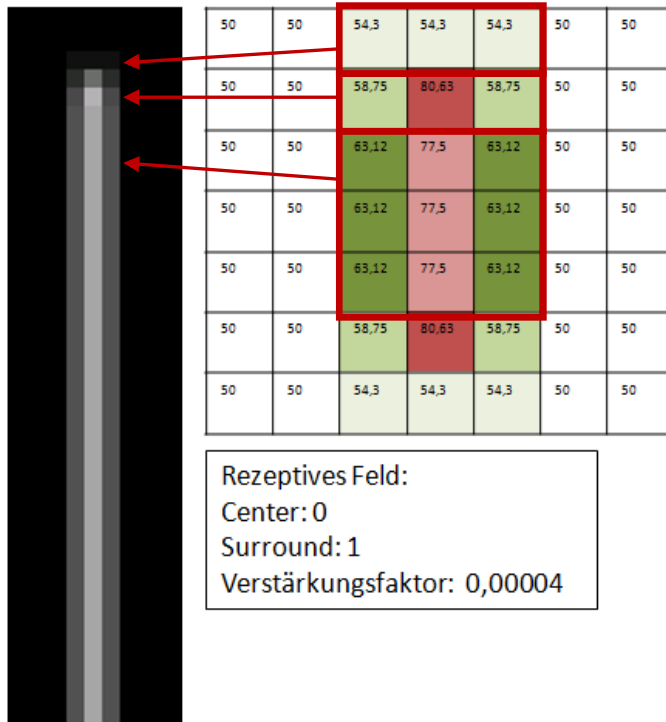


Abb. 46: Testbild Linie, links: Auswertung mittels Analyser, rechts: berechnete Potentiale der ON-OFF-Bipolarzellen

Im Ergebnis des Algorithmus sieht man den Hintergrund, der keine Kontrastübergänge enthält, der Theorie folgend als Null-Information schwarz dargestellt. Mit dieser Kodierung werden alle Pixel belegt, deren Potentiale genau im Bereich der Hell-Dunkel-Grenze liegen. Betrachtet man den oberen Teil der Linie, so erkennt man den Bereich einheitlicher Potentiale, der sich nur sehr schwach vom Hintergrund unterscheidet. Dieser Bereich einheitlich schwacher Potentiale ergibt sich daraus, dass die drei – im Ursprungsbild hellen – Pixel bis auf einen dunklen, jeweils nur helle Nachbarpixel haben. Somit handelt es sich um einen hellen Pixel vor dunklem Hintergrund und der ON-Pfad ist aktiv. Für die Pixel bedeutet dies, dass sie aufgrund der geringen lateralen Beeinflussung auch nur einen geringen Kontrast bringenden Beitrag aus dem Surroundbereich erfahren. Der Pixel in der Zeile darunter ist ein ursprünglich dunkler Pixel, der von sieben hellen und einem ebenfalls dunklen Pixel umgeben ist. Da der Center somit dunkler ist als der Surround, wird der OFF-Pfad aktiviert, der aufgrund der schwachen lateralen Beeinflussung durch den hellen Surround (geringe GABA-Konzentration) mit einem hohen Potential reagiert. Die Potentiale der Pixel, die jeweils links und rechts der Linie liegen, sind etwas höher als diejenigen der Pixel aus der Zeile darüber, da hier jeweils zwei dunkle Pixel im Surround für eine stärkere laterale Beeinflussung – und somit für einen stärkeren Kontrastübergang – sorgen. Das Potential des sich in der nächst

tiefer liegenden Zeile befindlichen Pixels fällt etwas schwächer aus, da in diesem Fall – und bei allen anderen Pixeln, die die Linie bilden – zwei benachbarte dunkle Pixel für eine etwas stärkere laterale Beeinflussung sorgen, als beim Anfangspixel der Linie.

Die im Kapitel 5.1 durchgeführten Berechnungen auf Grundlage der theoretischen Überlegungen können also durch die Ergebnisse des Algorithmus abgebildet werden.

Um zu überprüfen, ob die Implementierung der ON- und OFF-Pfade in korrekter Weise funktioniert, wird im Programm die Einstellung „nur On-Off“ gewählt. Das Ergebnis in Abbildung 47 rechts zeigt durch die hellen Außenlinien, die den ON-Pfad darstellen und die dunkle Linie, die den OFF-Pfad repräsentiert, dass die Unterteilung der Pfade vom Algorithmus korrekt umgesetzt wird.

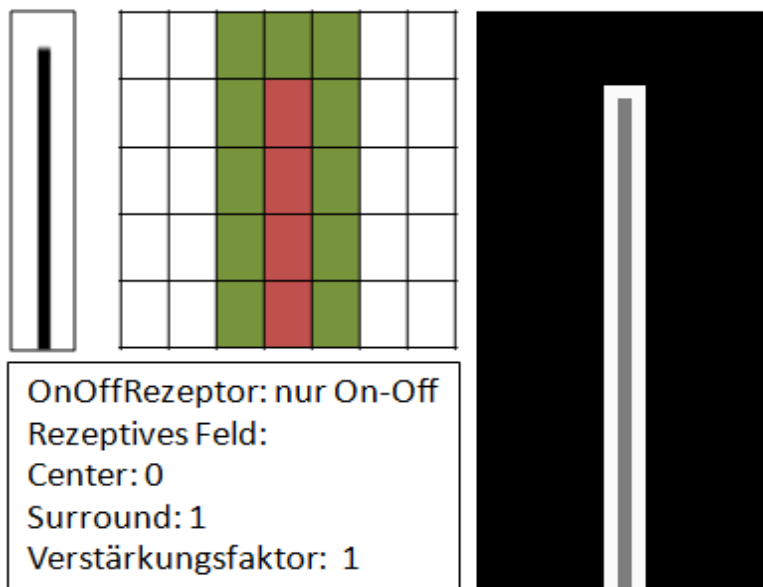


Abb. 47: Testbild Linie, links: Originalbild, Mitte: berechnete ON-OFF-Pfade, rechts: Ergebnis mittels Analyser

Das nächste Objekt zur Überprüfung der Algorithmusfunktionalität ist der Übergang zwischen zwei homogenen Flächen, die sich in ihrer Lichtintensität unterscheiden, wie in Abbildung 48 dargestellt.

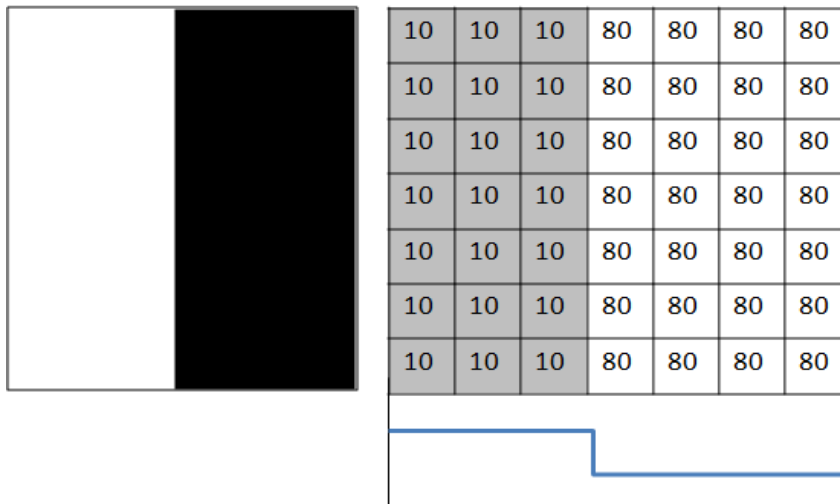


Abb. 48: Testbild Hell-Dunkel-Übergang, links: Originalbild, rechts: Darstellung des Hell-Dunkel-Übergangs mit Pixelgrauwerten

Aus dem stufigen Verlauf des Kontrastübergangs im Originalbild sollte sich mittels der algorithmischen Auswertung des Analysers der in Abbildung 49 rechts gezeigte Verlauf ergeben.

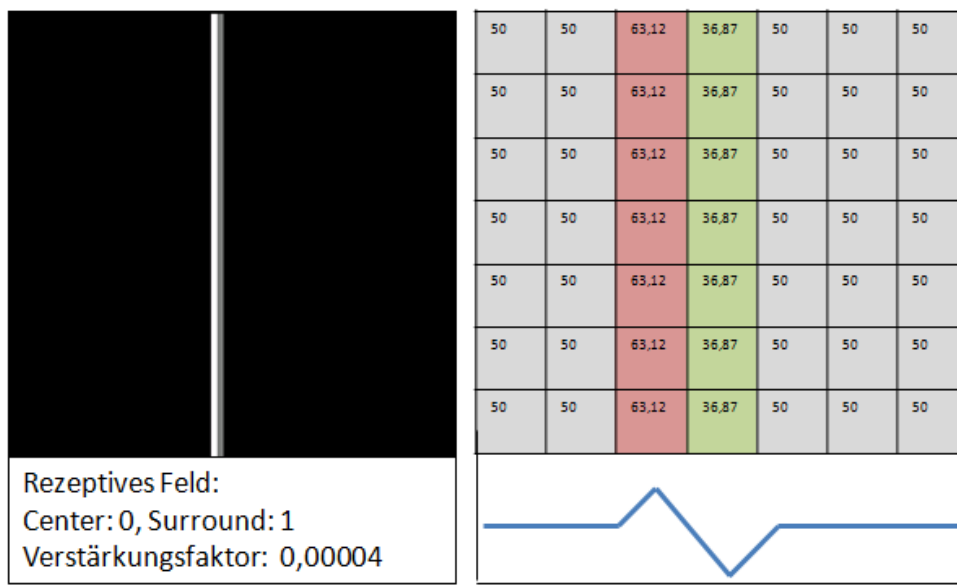


Abb. 49: Testbild Hell-Dunkel-Übergang links: Auswertung mittels Analyser, rechts: Berechnung der modifizierten Photorezeptorpotentiale, farblich dargestellt für die ON-OFF-Pfade

Das Ergebnis des Analysers zeigt, dass sich der erwartete Verlauf in der Auswertung einstellt. Die jeweils schwarzen Flächen in Abbildung 49 links kodieren die Potentiale, die exakt die

Hell-Dunkel-Grenze definieren, die weiße und graue Linie repräsentieren jeweils die Potentiale im ON- und OFF-Pfad.

Um exemplarisch zu zeigen, dass sich grundsätzlich ähnliche Ergebnisse mittels der klassischen Filterverfahren einstellen, wird das Testbild aus Abbildung 48 mittels der 3x3 Laplace Filtermaske mit achter Nachbarschaft ausgewertet. Das Ergebnis ist in der folgenden Abbildung 50 dargestellt:

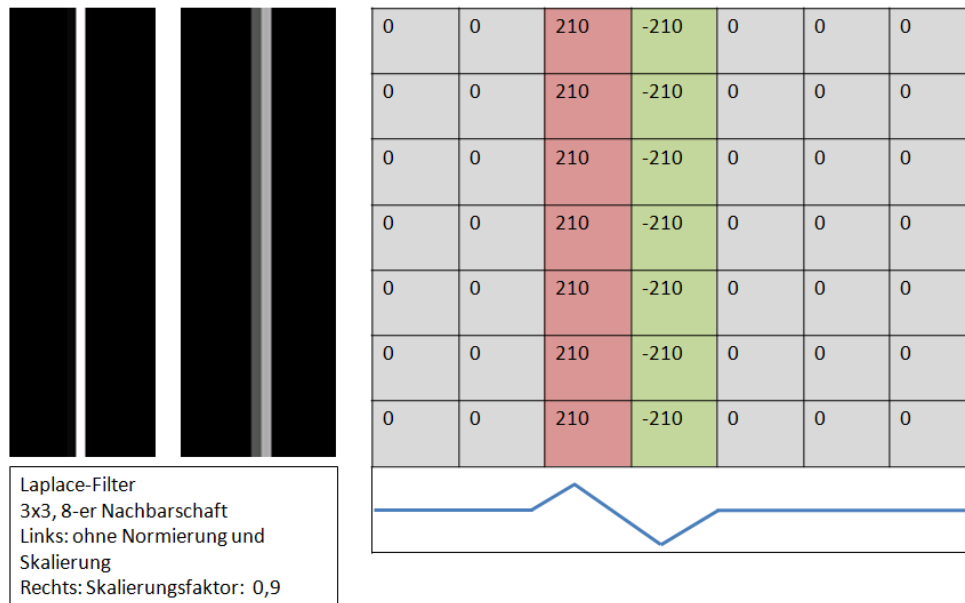


Abb. 50: Testbild Hell-Dunkel-Übergang links: Laplace-Auswertung ohne und mit Normierung/Skalierung, rechts: Berechnung mittels 3x3 Laplace-Filtermaske (8-er Nachbarschaft) farblich dargestellt für die positiven und negativen Ausschläge

Linksseitig sind in Abbildung 50 die Ergebnisse einer Laplace-Filterung mit einer 3x3 Filtermatrix dargestellt. Das linke Ergebnis zeigt nur eine Linie, da die negativen Werte als Null und damit schwarz dargestellt werden, während das rechte Ergebnis normiert und anschließend neu skaliert wurde, so dass sich im Resultat der Effekt einer Kantenschärfung ergibt.

In einem weiteren Schritt möchte ich anhand dieses Testbildes überprüfen, ob sich der kontrastverstärkende Effekt bei Verwendung von großen rezeptiven Feldern ebenfalls zeigt und meine Annahmen aus Kapitel 5.2 vom Algorithmus korrekt umgesetzt werden.

Dafür wähle ich ein rezeptives Feld mit der Größe von 7x7 Außenpixeln und 3x3 Centerpixeln. Das Berechnungsergebnis des Algorithmus ist in Abbildung 51 rechts zu erkennen.

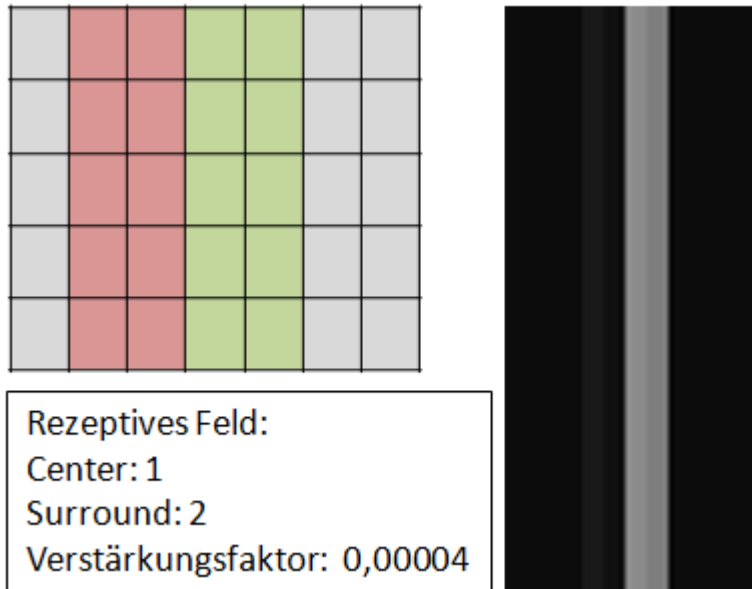


Abb. 51: Testbild Hell-Dunkel-Übergang, links: Berechnungsergebnis der modifizierten Photorezeptorpotentiale, farblich dargestellt für die ON-OFF-Pfade, rechts: Auswertung mittels Analyser

Wie man sieht, erfolgt auch bei der Vergrößerung der rezeptiven Felder die automatische Unterteilung der Potentiale für die Weitergabe im ON- und OFF-Pfad. Der schwarze Hintergrund ist wie in den Bildern zuvor die Kodierung für die Potentiale, die die ON-OFF-Grenze bilden. Die beiden jeweils einen Pixel breiten dunklen Linien repräsentieren die hohen Potentiale, die vom OFF-Pfad weiterverarbeitet werden, während die beiden hellen Linien die Basis für den ON-Pfad bilden. Aufgrund der Berechnungsergebnisse, wie sie in Abbildung 51 links zu sehen sind, hätte man eine einheitliche Hell-Dunkel-Intensität der Potentiale – dargestellt durch die jeweils hellen und dunklen Linien – annehmen können. Dass die Intensität der Linien nicht einheitlich ist, lässt sich dadurch erklären, dass in Abbildung 51 links die Potentiale der überlappenden rezeptiven Felder, die symmetrisch auf der Hell-Dunkel-Grenze liegen, nicht in die Berechnung eingeflossen sind. Der Algorithmus bezieht das Ergebnis dieses rezeptiven Feldes allerdings mit ein und beeinflusst dadurch die in Abbildung 51 rechts gezeigten Potentiale.

Die Vergrößerung der rezeptiven Felder kann auf zwei Weisen erfolgen. Entweder vergrößert man wie beim zuvor gezeigten Beispiel den Center *und* den Surround oder man variiert nur

den Surround. Die Unterschiede dieser beiden Vorgehensweisen und ihr Effekt hinsichtlich der Auswertung sollen im Folgenden kurz dargestellt werden.

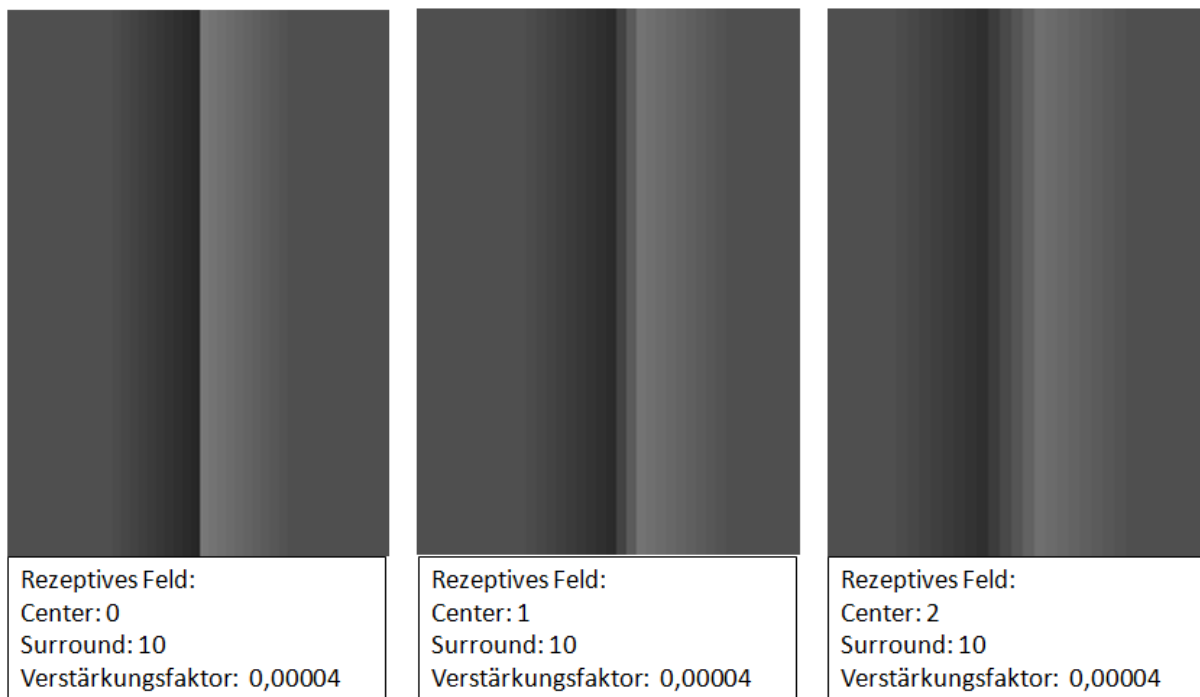


Abb. 52: Testbild Hell-Dunkel-Übergang, links: Auswertung mittels Analyser, ausschließliche Vergrößerung des Surrounds, Mitte: Auswertung mittels Analyser, Vergrößerung von Center und Surround, rechts: Auswertung mittels Analyser, Vergrößerung von Center und Surround

Abbildung 52 zeigt auf der linken Seite das Ergebnis, wenn nur der Surround im Vergleich zum kleinen rezeptiven Feld vergrößert wird, während in der Mitte und auf der rechten Seite sowohl der Center als auch der Surround vergrößert wurde. Auf der linken Seite habe ich eine Ausdehnung/Vergrößerung des rezeptiven Feld Centers von 0, also habe ich lediglich einen Centerpixel und eine Vergrößerung des Surrounds von 10x10 Pixel in x- und y-Richtung. In der Mitte habe ich das rezeptive Feld des Centers jeweils um einen Pixel in jede Richtung vergrößert, also 3x3 Pixel und rechts eine Vergrößerung um 2 Pixel, also ein rezeptives Feld des Centers von 5x5 Pixel. Der Surround wurde – jeweils ausgehend vom kleinstmöglichen Surround 3x3 Pixel – in jede Richtung um 10 Pixel vergrößert, so dass ich hier eine Ausdehnung von 23x23 Pixeln habe.

Auf der linken Seite erkennt man, dass sich durch die Anwendung eines großen Surrounds der Bereich des Kontrastübergangs genau um die Ausdehnung des rezeptiven Feldes vergrößert. Statt der zuvor einen Pixel breiten Potentialveränderungslinien, habe ich nun 23 Linien mit immer schwächer werdenden Potentials, die den Potentialübergang abbilden. Durch die

Seite | 112

schwächer werdenden Potentiale entsteht ein 3-dimensionaler Effekt, der den Kontrastverlauf noch stärker hervorhebt. Aufgrund der theoretischen Annahmen in Kapitel 5.2 lag die Vermutung nahe, dass der Kontrastübergang bei der Wahl eines großen rezeptiven Feldes unschärfer wird. Dies lässt sich an dem oben aufgeführten Testbild widerlegen. Eine Veränderung in der Wahrnehmung der Kontrastschärfe erhalte ich erst, wenn ich, wie in Abbildung 52 Mitte und rechts gezeigt, auch den Center des rezeptiven Feldes vergrößere. Dies lässt sich dadurch erklären, dass durch das Bilden eines größeren Centers von 3x3 Pixeln bzw. 5x5 Pixeln zu jedem ursprünglich dunklen Pixel mit hellem Hintergrund nun mehrere helle Pixel mit in den Centerwert einfließen, die diesen heller erscheinen lassen und somit den Kontrast zum Surround verringern. Gleiches gilt auch für die hellen Pixel mit dunklem Hintergrund. In den Abbildungen erkennt man diesen Einfluss daran, dass am Übergang zwischen hell und dunkel die ursprünglich starken Potentiale abgeschwächt werden und somit heller bzw. dunkler abgebildet werden als in der Abbildung links. Der Effekt der Mach-Bänder (s. Kapitel 2.2.4, Abbildung 14) bleibt also auch bei der Wahl von größeren rezeptiven Feldern erhalten.

Aufgrund der oben aufgeführten Ergebnisse kann ich für die Betrachtung der größeren rezeptiven Felder feststellen, dass der Algorithmus die modellhaften Annahmen aus Kapitel 5.1 und 5.2 korrekt erfasst und sich die Ergebnisse daher logisch interpretieren lassen.

Der Vollständigkeit halber sollen auch die beiden anderen im Kapitel 5.1 berechneten Testbeispiele im Folgenden gezeigt werden.

Abbildung 53 zeigt links das dunkle Quadrat vor hellem Hintergrund nebst den zugehörigen Pixelgrauwerten auf der rechten Seite.

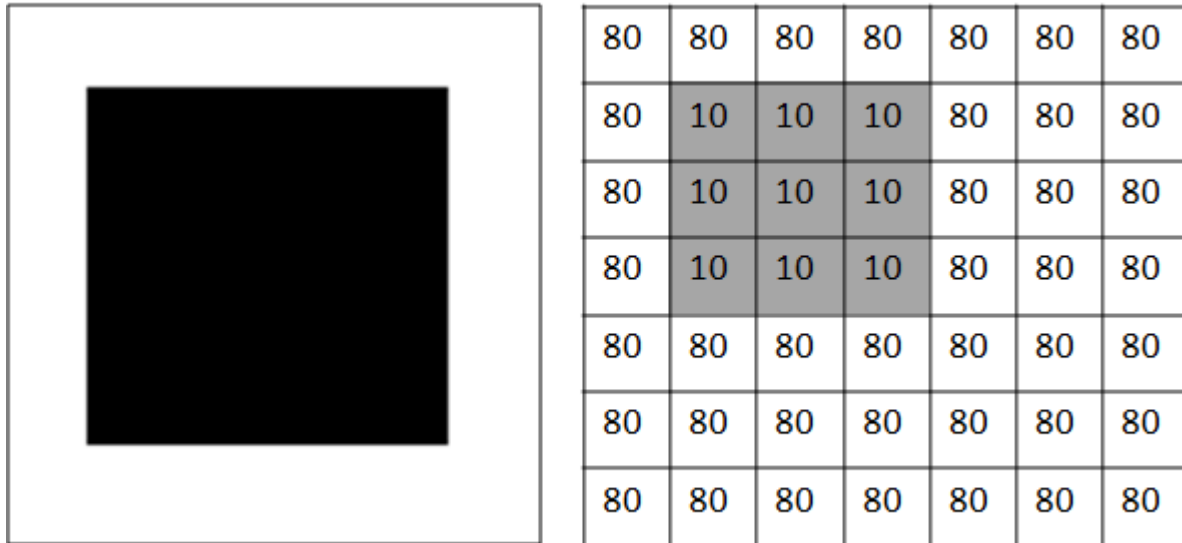


Abb. 53: Testbild dunkles Quadrat vor hellem Hintergrund, links: Original, rechts: Darstellung des Originals mit Pixelgrauwerten

Die Ergebnisse und die Berechnungen auf der Grundlage der Annahmen im Kapitel 5.1 sind in der folgenden Abbildung 54 zu sehen.

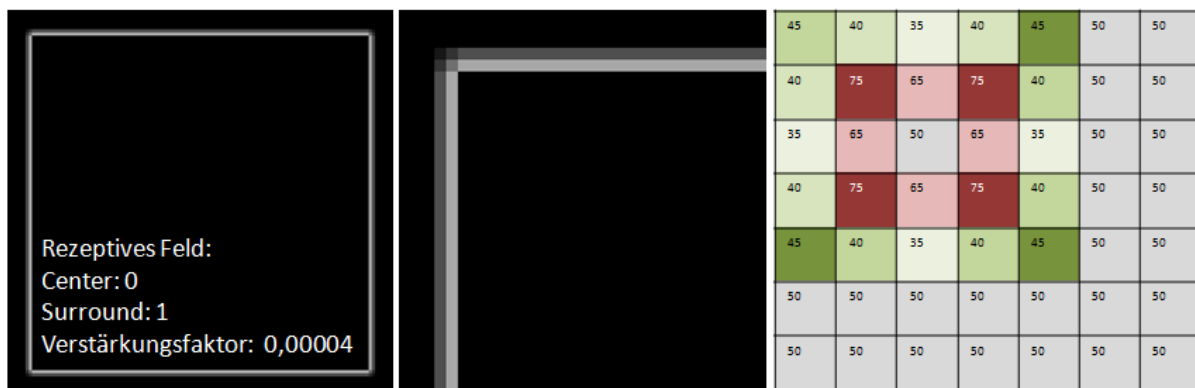


Abb. 54: Testbild dunkles Quadrat vor hellem Hintergrund, links: Auswertung mittels Analyser, Mitte: vergrößerter Ausschnitt der linken oberen Ecke des Quadrats, rechts: Berechnung der Potentialwerte für die ON-OFF-Pfade

Das Testbild des dunklen Quadrats zeigt die im Kapitel 5.1 herausgestellten typischen Übergänge in den Potentialverläufen zwischen hellen und dunklen Übergängen, die man vor allem in der vergrößerten Abbildung in der Mitte erkennen kann. Außerdem ist in der Auswertung zu erkennen, dass die einheitlichen Flächen (Hintergrund und Fläche des Quadrats) die gleichen Potentiale – nämlich die der Hell-Dunkel-Grenze – zeigen. Also lässt

sich auch mit diesem Testbild belegen, dass der Algorithmus die theoretischen Überlegungen und Vorgaben korrekt umsetzt.

Gleiches gilt für das letzte Testbild des hellen Quadrats mit dunklem Rand, das in Abbildung 55 gezeigt ist.

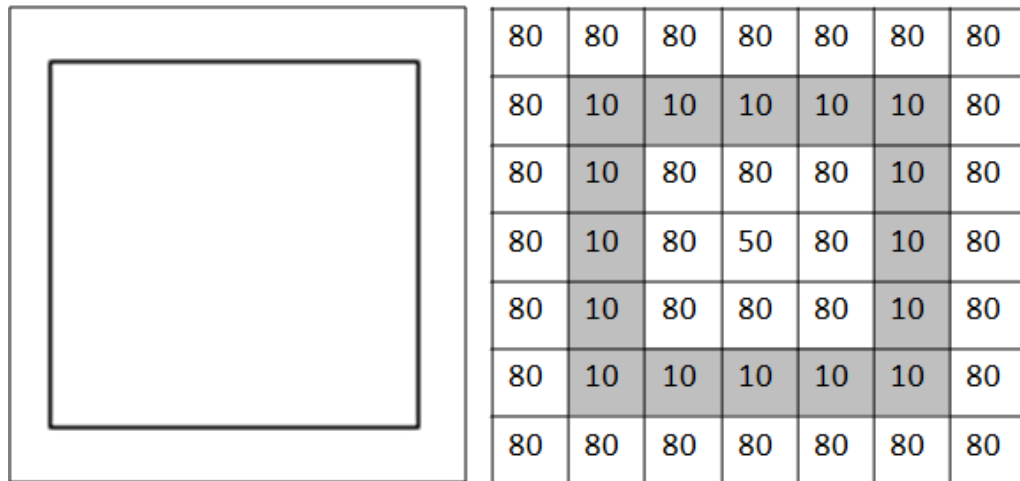


Abb. 55: Testbild helles Quadrat mit dunklem Rand, links: Original, rechts: Darstellung des Quadrats mit Pixelgrauwerten

Die zugehörigen Ergebnisse zeigen, dass mittels des Analysers die Ergebnisse erzielt werden, die aufgrund der Berechnungen zu erwarten waren.

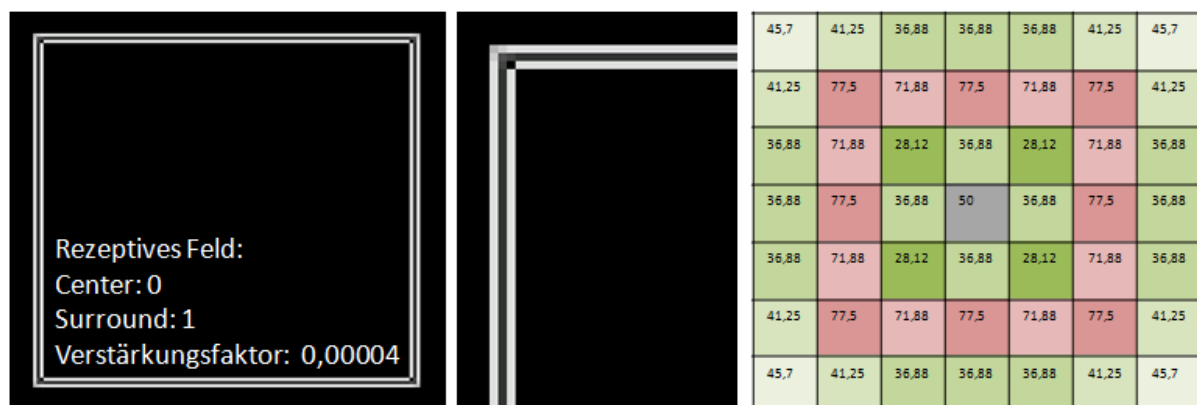


Abb. 56: Testbild helles Quadrat mit dunklem Rand, links: Auswertung mittels Analyser, Mitte: vergrößerter Ausschnitt der linken oberen Ecke des Quadrats, rechts: Berechnung der ON-OFF-Pfade mit farblicher Markierung

Um nicht nur ausschließlich zu überprüfen, ob die Übergänge zwischen Kontrasten korrekt in ON-OFF-Pfade separiert werden, sondern ob auch die Stärke der Kontraste je nach Intensität der Beleuchtung korrekt dargestellt wird, soll das folgende Testbild (Abbildung 57) herangezogen werden. Es besteht aus Quadraten mit unterschiedlichen Graustufenübergängen, die mittels des entwickelten Algorithmus jeweils unterschiedlich starke Potentialgradienten an ihren Übergängen aufweisen müssten, wie in Abbildung 58 rechts unten farblich dargestellt.

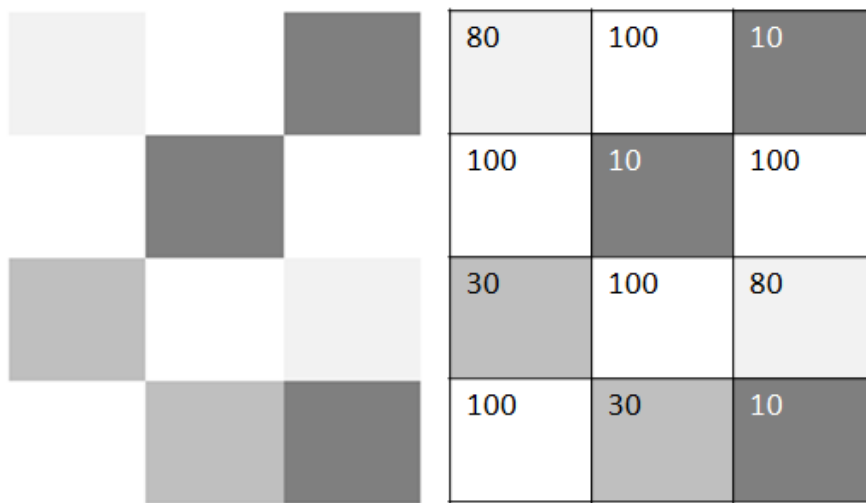


Abb. 57: Testbild unterschiedliche Graustufenübergänge, links: Original, rechts: Darstellung als Pixelgrauwerte

In Abbildung 58 links erkennt man, dass sich die Potentiale an den Kontrastübergängen, bezogen auf die unterschiedlichen angrenzenden Grauwerte, unterscheiden. Deutlicher wird dies noch durch die Vergrößerung der Ausschnitte A und B. Der Übergang vom oberen Quadrat zum mittleren Quadrat im Ausschnitt A zeigt lediglich schwache Potentiale, erkennbar aufgrund der hellen farblichen Darstellung der Übergänge. Sobald der Kontrast stärker wird – Übergang vom mittleren zum unteren Quadrat – werden auch die Potentiale stärker, erkennbar an der dunkleren Darstellung der Übergänge.

Im Ausschnitt B ist die Darstellung der Stärke der Veränderung nochmal deutlich an den inneren Linien des Quadrats rechts oben und links unten zu erkennen. Das Potential des OFF-Pfades beträgt rechts oben 82,5 und links unten 68, was eine hellere Darstellung des schwächeren Potentials links unten erklärt, da dies näher an der Hell-Dunkel-Grenze, die in dieser Abbildung hellgrau kodiert ist, liegt.

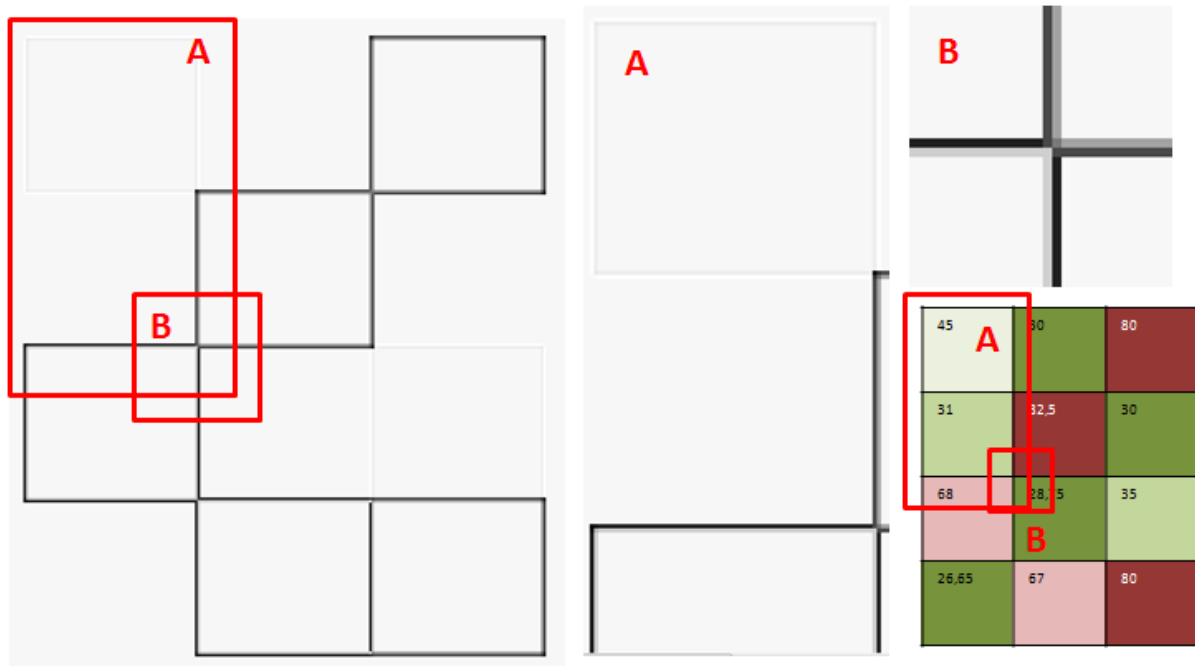


Abb. 58: Testbild unterschiedliche Graustufenübergänge, links: Auswertung mittels Analyser mit Markierung der Ausschnitte A und B, Mitte, oben rechts: Vergrößerung der Ausschnitt A und B, rechts unten: Berechnung der ON-OFF-Pfade mit Markierung der Ausschnitte A und B

Es lässt sich also anhand der simplen Testbilder festhalten, dass nicht nur die Separierung in ON-OFF-Pfade erfolgreich im Analyser implementiert wurde, sondern auch die Darstellung der Potentialstärken Berücksichtigung findet.

6.3.2 Standardtestbilder

Da ich im vorherigen Kapitel zeigen konnte, dass die meinem Modell zugrunde liegenden theoretischen Überlegungen algorithmisch korrekt umgesetzt werden, soll das folgende Kapitel zeigen, ob die Anwendung des entwickelten Modells bei der Analyse von Standardtestbildern zu Ergebnissen hinsichtlich der Kontrastverstärkung und der Rauschunterdrückung führt, die den klassischen Verfahren entsprechen bzw. diese übertreffen.

Hierfür habe ich aus der Online-Datenbank für Testbilder [75] verschiedene Bilder (Abbildung 59, A-C) ausgewählt, um unterschiedliche Funktionalitäten und Detektionseigenschaften des entwickelten Programms zu untersuchen. So zeichnen sich Bild A und C hauptsächlich durch deutliche Kontrastübergänge aus, deren Detektion durch den Algorithmus unproblematisch sein sollte. Allerdings enthält die Abbildung A auch filigrane Strukturen (helle dünne Linien) deren Erkennen eine Herausforderung darstellt. Abbildung B

wurde zum einen gewählt, weil es im Vergleich zu den anderen Abbildungen farbig ist und zum anderen über eine sehr hohe Auflösung verfügt, die sich zum Testen des Modells dahingehend eignet, ob kontrastarme Strukturen auf Oberflächen (Band am Hut) als solche erkannt und visualisiert oder als homogene Fläche dargestellt werden. Eine besondere Herausforderung stellt Bild D [88] dar, da es sehr kontrastarm ist und über viele strukturierte Oberflächen verfügt.

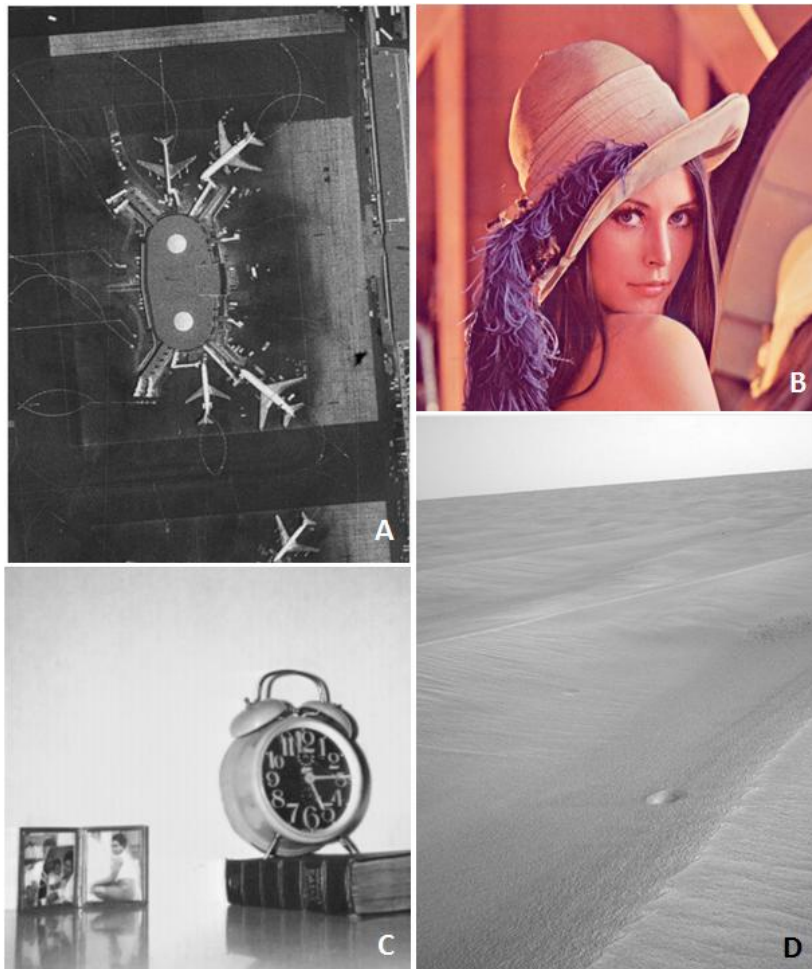


Abb. 59: Standardtestbilder [88][87][76][88]

Die Testbilder in Abbildung 60 wurden ausgewählt, da hier Ergebnisse der klassischen Verfahren der Bildanalyse zu Vergleichszwecken vorliegen.

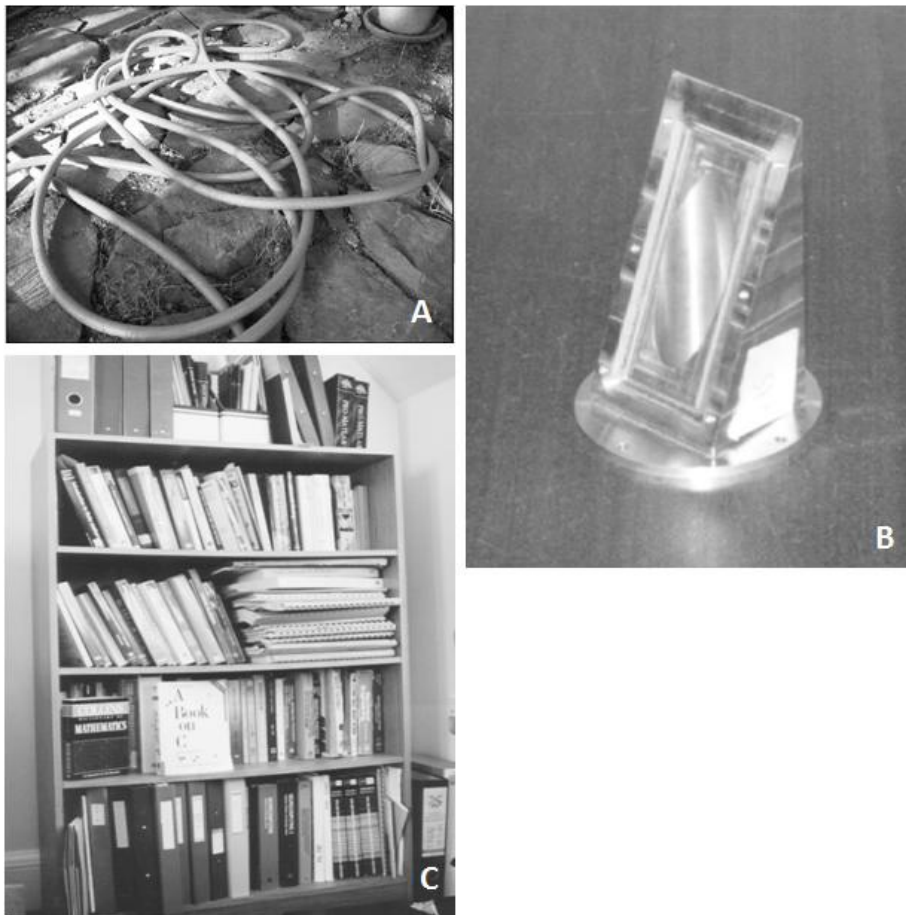


Abb. 60: Testbilder für den Vergleich mit Standardfiltern [14] [31, freigegeben von HIPR2] [32, freigegeben von HIPR2]

Das erste Standardtestbild zeigt die Schwarz-Weiß-Abbildung eines Flughafens (s. Abbildung 61 links). Es zeichnet sich dadurch aus, dass hauptsächlich Übergänge mit starken Kontrasten zwischen den Flugzeugen und dem Rollfeld vorherrschen, die zu guten Ergebnissen bei der Kontrastverstärkung führen sollten. Zur Analyse wurde ein rezeptives Feld mit einem Centerpixel und einem Surround von 7x7 Pixeln gewählt und ein Verstärkungsfaktor zur Visualisierung von 0,00005.



Abb. 61: Testbild „Flugplatz“, links: Original und gewählte Einstellungen des Analysers, rechts: Ergebnis der Auswertung mittels Analyser

Das Ergebnis der Analyse ist in Abbildung 61 rechts zu sehen. Man erkennt deutlich, dass einerseits die Umrisse der Flugzeuge vom Algorithmus exakt herausgearbeitet werden, aber andererseits auch kontrastärmere und filigranere Strukturen im Originalbild sehr gut abgebildet werden. So lassen sich z.B. die dünnen Markierungen auf dem Rollfeld im Ergebnisbild intuitiv deutlicher und schneller erkennen als im Original, was den Algorithmus zur Detailanalyse von Luftbildaufnahmen prädestiniert.

Eine weitere Vergrößerung des Surrounds auf 11x11 Pixel (s. Abbildung 62) – unter Beibehaltung des einen Centerpixels – zeigt den anhand von Abbildung 52 beschriebenen Effekt der 3-Dimensionalität, werden hier doch z.B. die Flugzeugkörper noch verstärkend hervorgehoben. Zudem zeigt sich gleichzeitig ein weiteres Phänomen der Vergrößerung der rezeptiven Felder, nämlich die Rauschunterdrückung. Betrachtet man die Abbildung 61 und 62 im Vergleich, so erkennt man, dass das Rollfeld ebenmäßiger erscheint. Dieser Effekt hängt mit der im vorherigen Kapitel beschriebenen Eigenschaft der rezeptiven Felder zusammen, dass mehrere Pixel gemittelt werden, was zur Eliminierung von Ausreißern in der Darstellung über die Mittelwertbildung führt.



Abb. 62: Testbild „Flugplatz“, links: Original und gewählte Einstellungen des Analysers, rechts: Ergebnis der Auswertung mittels Analyser, Vergrößerung des Surrounds

Um diese beiden Phänomene nochmal deutlicher hervorzuheben, wurde im Folgenden der Surround ein weiteres Mal auf 23x23 Pixel und der Center auf 3x3 Pixel vergrößert. Das Ergebnis zeigt sich in Abbildung 63 derart, dass die 3-Dimensionalität noch stärker hervortritt und eine weitere Glättung des Bildes erreicht werden kann.

Die Vergrößerung des rezeptiven Feldes bewirkt also bei diesem Testbild, dass Strukturen (dünne Markierungen auf dem Rollfeld) und schwache Objekte wie Fahrzeuge neben den Flugzeugen deutlicher erkennbar werden als in der Originalabbildung und zudem eine Glättung der Hintergrundstruktur erzielt werden kann.

Eine noch stärkere Reduzierung der Rauschinformation sollte sich bei einer weiteren Vergrößerung des rezeptiven Feld Centers einstellen. Um dies zu überprüfen, wurde der Center auf 11x11 Pixel vergrößert, die Einstellung für den Surround betrug 23x23 Pixel. Es zeigte sich aber, dass durch diese Einstellungen zwar das Rauschen in Teilen des Bildes weiter verringert werden konnte, aber die Gesamtabbildung wesentlich unschärfer wurde und die filigranen Strukturen nicht mehr oder nur noch sehr schwach detektiert werden konnten, wie in Abbildung 64 rechts gezeigt.



Abb. 63: Testbild „Flugplatz“, links: Original und gewählte Einstellungen des Analysers, rechts: Ergebnis der Auswertung mittels Analyser, Vergrößerung des Centers und des Surrounds

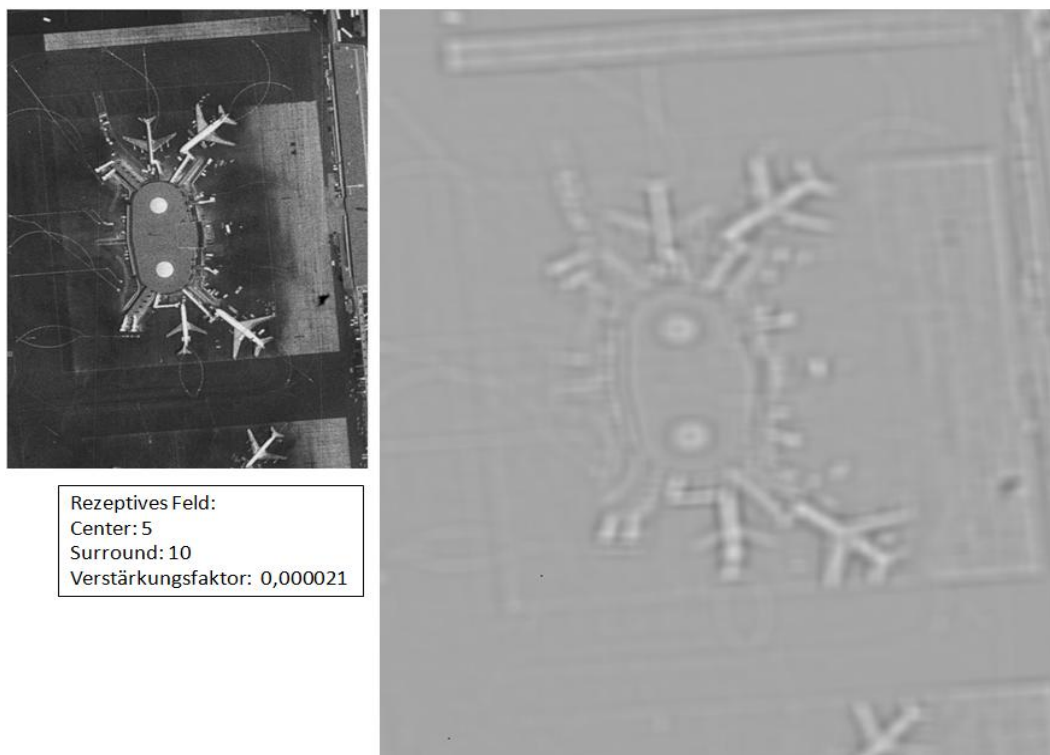


Abb. 64: Testbild „Flugplatz“, links: Original und gewählte Einstellungen des Analysers, rechts: Ergebnis der Auswertung mittels Analyser, Vergrößerung des Centers und des Surrounds

Um auch für die Standardtestbilder das Analyseergebnis bezüglich der Umsetzung der ON- und OFF-Pfade darzustellen, wurde für die nächsten beiden Abbildungen die Einstellung *nur On-Off* gewählt. In der ersten Abbildung 65 wurde ein relativ kleines rezeptives Feld von 7x7 Pixeln im Surround und einem Centerpixel gewählt, in der zweiten Abbildung 66 ein Surround von 23x23 Pixeln und ein Center von 3x3 Pixeln.

Es zeigt sich, dass auch mittels der Darstellung der ON-OFF-Pfade, die die Höhe der Potentiale nicht berücksichtigen, die Umrissse der Flugzeuge, die dünnen Markierungen auf dem Rollfeld und die kleinen Fahrzeuge neben den Flugzeugen in der Analyse vorhanden sind. Allerdings ist gerade bei der Wahl eines kleinen rezeptiven Feldes der Rauschanteil in den Bildern der Analyseergebnisse recht hoch. Wählt man ein größeres rezeptives Feld, verschwinden zwar einige Rauschanteile, aber die Gesamtabbildung wird unschärfer, da sich die Umrissse der einzelnen Objekte nicht mehr so gut erkennen lassen bzw. sich nicht mehr als Einzelobjekte separieren lassen.



Abb. 65: Testbild „Flugplatz“, links: Original und gewählte Einstellungen des Analysers, rechts: Ergebnis der Auswertung mittels Analyser, Darstellung der ON-OFF-Pfade bei Auswahl eines kleinen rezeptiven Feldes

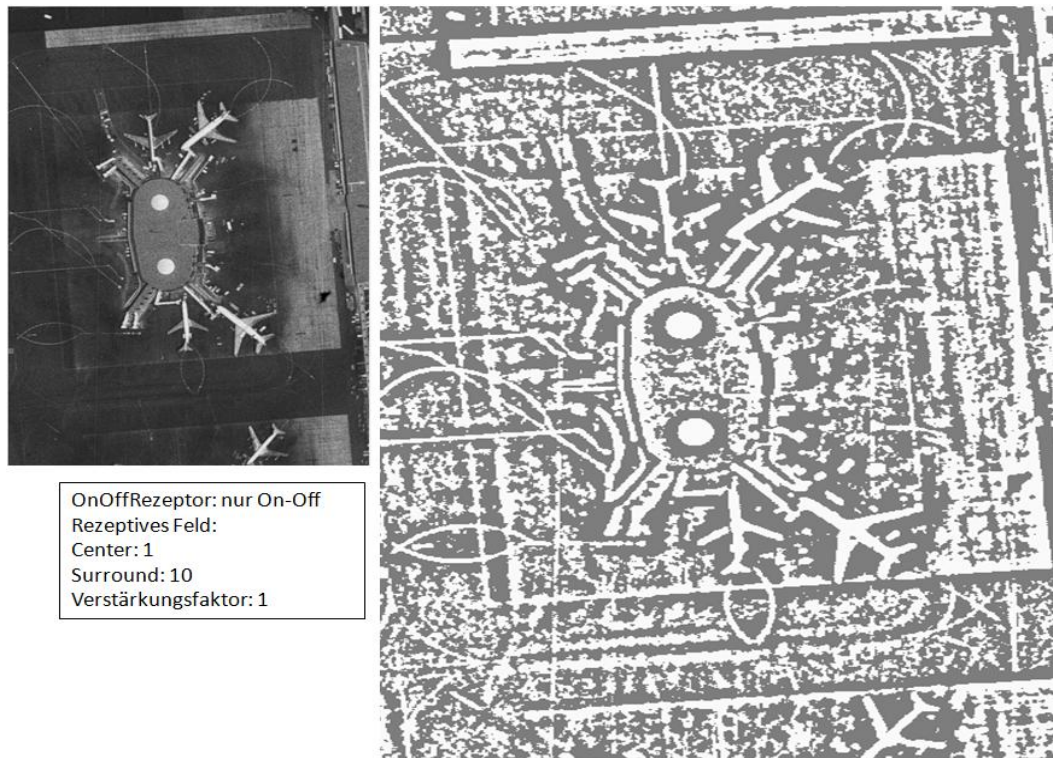


Abb. 66: Testbild „Flugplatz“, links: Original und gewählte Einstellungen des Analysers, rechts: Ergebnis der Auswertung mittels Analyser, Darstellung der ON-OFF-Pfade bei Auswahl eines großen rezeptiven Feldes

Im Ergebnis kann hier festgehalten werden, dass je nach Originalbild, Informationsgehalt im Bild und Aufgabenstellung eine optimale Dimensionalisierung der Center- und Surroundbereiche eingestellt werden muss. Zielführend wäre daher für die weitere Entwicklung eine Automatisierung dieses Prozesses.

Das folgende Testbild (Abbildung 67 links) gilt aufgrund seiner hohen Auflösung als das Beste und meist verwandte optische Objekt für die Überprüfung und Anwendung von Filteralgorithmen. Es soll daher auch mittels des neuen Potential-orientierten Modells ausgewertet werden.

Zunächst wird die Auswertemethode *nur On-Off* mit unterschiedlichen Variationen der rezeptiven Feld Größen angewendet, um die Separierung der Information in ON-OFF-Pfade darzustellen.

Im ersten Analysebild (Abbildung 67 rechts) sieht man die Auswertung mittels des kleinsten wählbaren rezeptiven Feldes, also ein Centerpixel und 3x3 Surroundpixel.

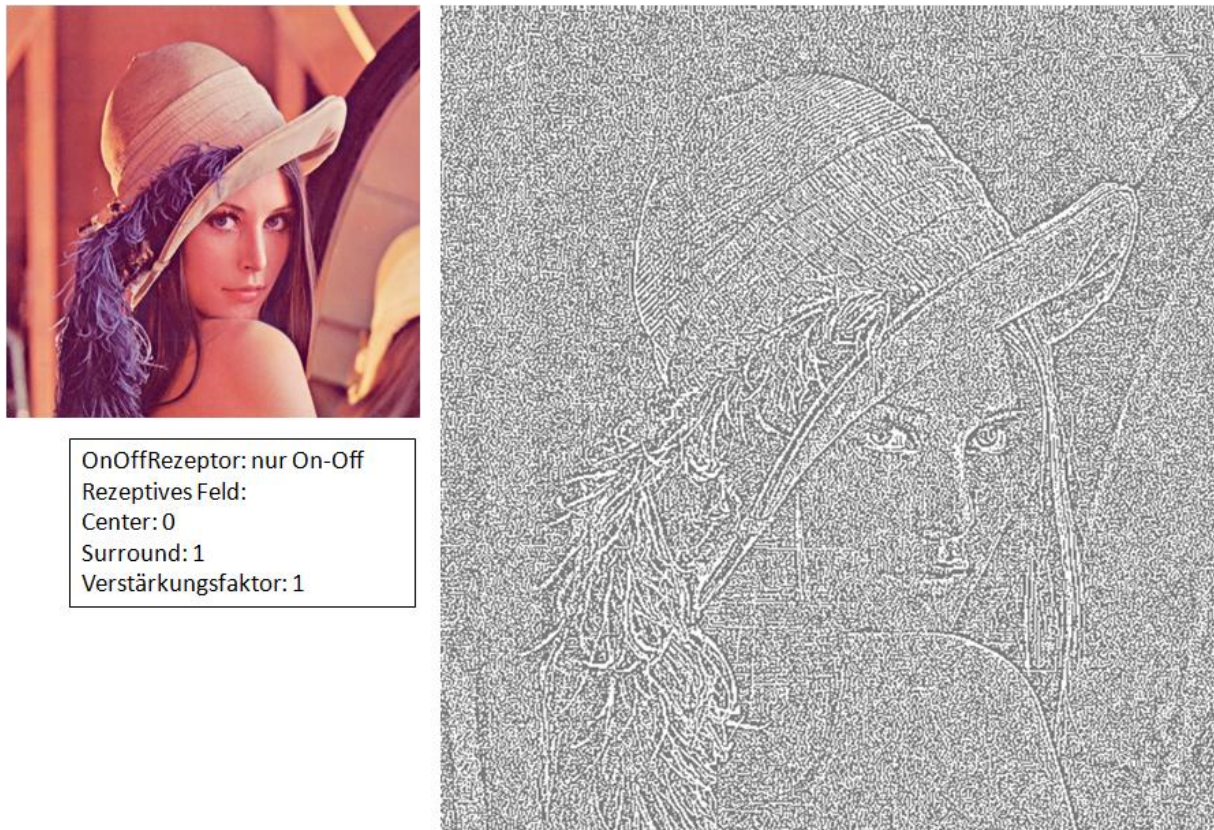


Abb. 67: Testbild „Lena“, links: Original und gewählte Einstellungen des Analysers, rechts: Ergebnis der Auswertung mittels Analyser, Darstellung der ON-OFF-Pfade bei Auswahl des kleinsten rezeptiven Feldes

Die Auswertung erscheint aufgrund der hohen Auflösung des Bildes sehr diffus, so dass durch Vergrößerung der rezeptiven Felder versucht werden soll, diese Verrauschtheit zu minimieren. Das Ergebnis für die Berechnung der ON-OFF-Pfade mit einem rezeptiven Feld von 17x17 Surroundpixeln und einem Centerpixel ist in Abbildung 68 rechts dargestellt.

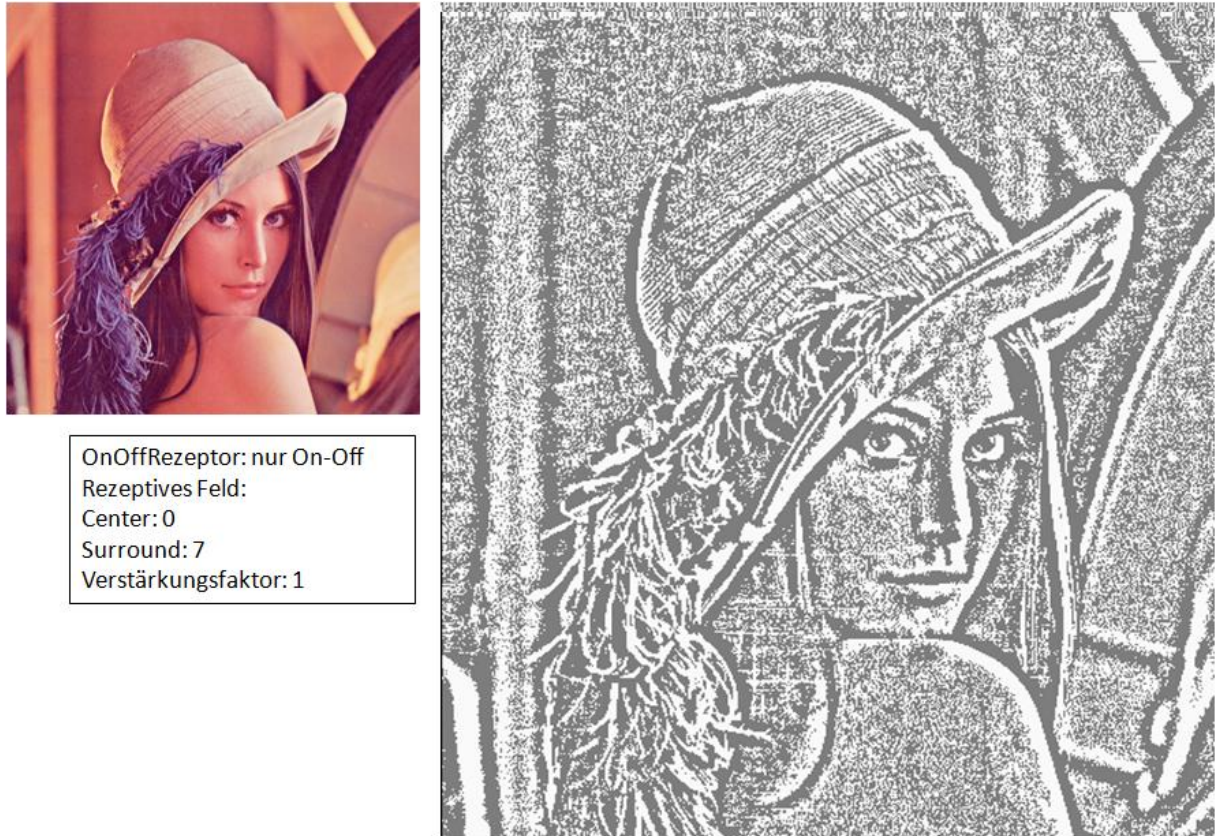


Abb. 68: Testbild „Lena“, links: Original und gewählte Einstellungen des Analysers, rechts: Ergebnis der Auswertung mittels Analyser, Darstellung der ON-OFF-Pfade bei Auswahl des rezeptiven Feldes 17x17 Surroundpixel, einen Centerpixel

Sofort ist zu erkennen, dass das Rauschen – wie zu erwarten – verringert wird, Konturen aufgrund der 3-dimensionalen Erscheinung der Kontrastübergänge stärker hervorgehoben werden und die Details z.B. die Wimpern als Information erhalten bleiben und nicht etwa als Rauschanteile unterdrückt werden. Der Theorie folgend sollte dieser Effekt eintreten, wenn die Anzahl der Centerpixel erhöht bzw. das rezeptive Feld größer wird, wie in Abbildung 69 rechts dargestellt. Bedingt durch die Wahl des rezeptiven Feldes verschwimmen die Wimpern nun mit den Konturen der Augen, allerdings bleiben die wichtigen Figur formenden Konturen erhalten. Andererseits werden weitere Detailinformationen, die im Originalbild enthalten sind, wie die Struktur des Hutes, in beindruckender Weise hervorgehoben und sind zumindest im oberen Hutbereich deutlicher zu erkennen als im Original.

Eine zufriedenstellende Rauschunterdrückung in den homogenen Bereich der Abbildung kann durch die ausschließliche Auswertung der ON-OFF-Pfade nicht erzielt werden, weswegen ich in den folgenden Experimenten wieder die Grundeinstellung, die auf meinen

Modellannahmen basiert, zur Analyse einsetze und durch die Variation der rezeptiven Felder die Funktionalität des Algorithmus darstelle.

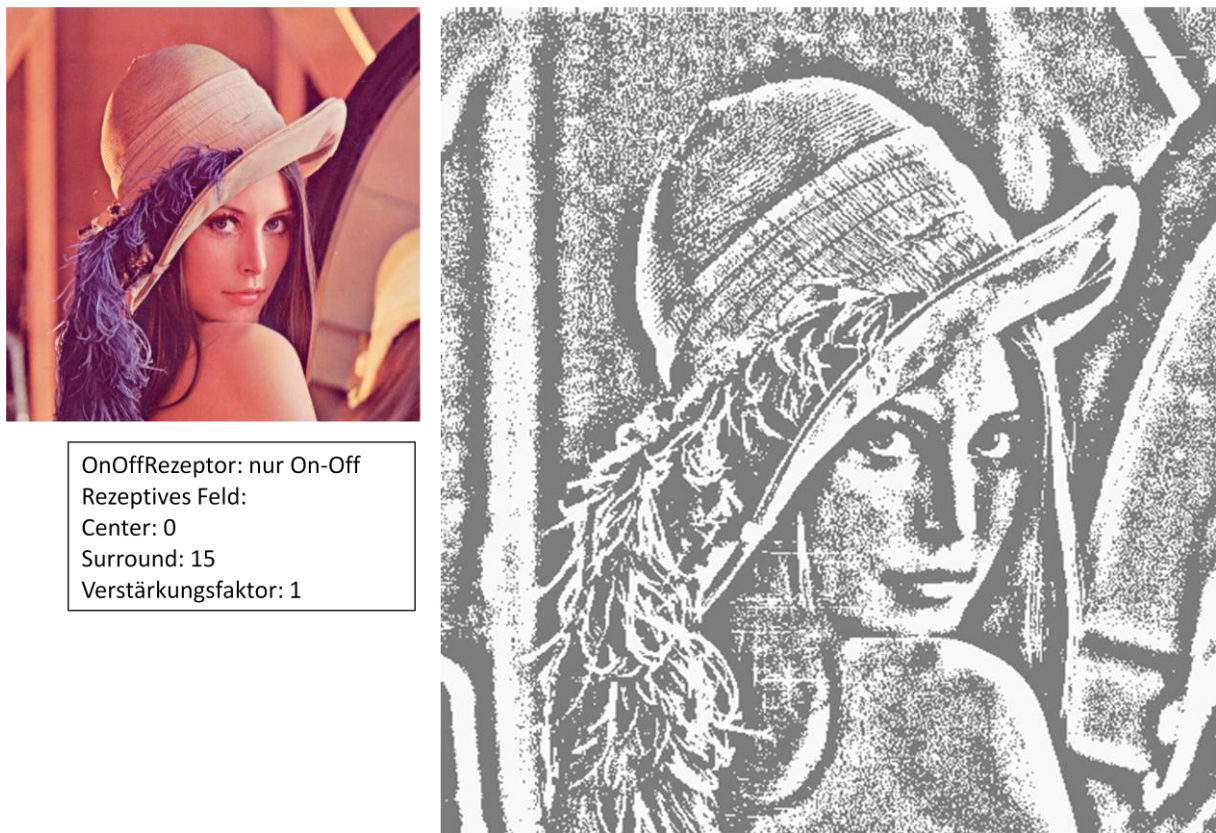


Abb. 69: Testbild „Lena“, links: Original und gewählte Einstellungen des Analysers, rechts: Ergebnis der Auswertung mittels Analyser, Darstellung der ON-OFF-Pfade bei Auswahl des rezeptiven Feldes 33x33 Surroundpixel, einen Centerpixel

Die erste Analyse erfolgt mittels des kleinstmöglichen rezeptiven Feldes (3x3 Surroundpixel, ein Centerpixel) und ist in Abbildung 70 rechts zu sehen. Es zeigt sich, dass die Konturen im Analysebild aufgrund der hohen Pixelauflösung nur sehr schwach zu erkennen sind, so dass ich im nächsten Schritt ein größeres rezeptives Feld mit den Ausmaßen 11x11 Surroundpixel und ein Centerpixel (s. Abbildung 71 links) und 33x33 Surroundpixel und ein Centerpixel (s. Abbildung 71 rechts) gewählt habe, die der besseren Vergleichbarkeit wegen in einer Abbildung zusammengefasst werden.

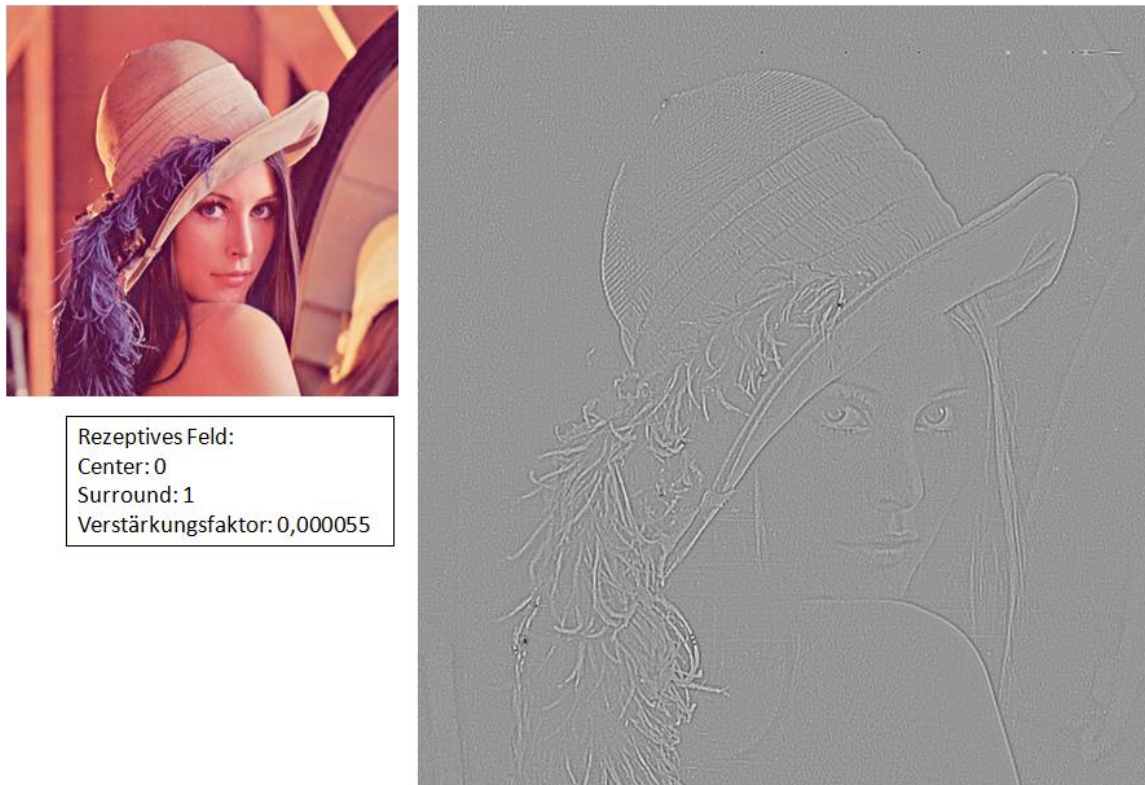


Abb. 70: Testbild „Lena“, links: Original und gewählte Einstellungen des Analysers, rechts: Ergebnis der Auswertung mittels Analyser, Grundeinstellung bei Auswahl des rezeptiven Feldes 3x3 Surroundpixel, ein Centerpixel



Abb. 71: Testbild „Lena“, links: Ergebnis der Auswertung mittels Analyser, Grundeinstellung bei Auswahl des rezeptiven Feldes 8x8 Surroundpixel, ein Centerpixel, rechts: Ergebnis der Auswertung mittels Analyser, Grundeinstellung bei Auswahl des rezeptiven Feldes 33x33 Surroundpixel, ein Centerpixel

Deutlich erkennt man anhand dieser beiden Analysebilder in Abbildungen 71, dass der Algorithmus hinsichtlich der Detektion von Kontrastübergängen sehr gute Ergebnisse liefert.

Dabei zeigt sich, dass die Kontrastübergänge umso deutlicher hervortreten, je größer das rezeptive Feld gewählt wird. So wird z.B. der Balken im Hintergrund auf der linken Seite im Testbild bei Auswahl eines kleinen rezeptiven Feldes nicht erfasst. Erst bei der Anwendung großer rezeptiver Felder tritt dieser hervor. Die Federn am Hut, deren Strukturen und Details im Analysebild mit kleinem rezeptiven Feld zwar gut separiert und herausgearbeitet werden, gewinnen nunmehr an Plastizität, je größer das rezeptive Feld eingestellt wird, werden doch jetzt die einzelnen Federn im oberen Bereich besser erkennbar als in der Originalabbildung. Zudem wird das Objekt am linken Rand im Hintergrund, das im Original sehr unscharf erscheint, mittels der Analyse klare und plastisch hervorgehoben.

In überragender Weise lässt sich anhand dieses Bildes der 3-dimensionale Effekt bei der Darstellung des Gesichtes zeigen. So werden alle Details wie Wimpern, Mund und Augen exakt dargestellt und selbst die Separierung von Pupille und Iris, die im Original nur zu erahnen ist, wird mittels des Algorithmus erkennbar.

Auch wenn das Analysebild in Abbildung 70 nur sehr schwach die Kontrastübergänge zeigt, lässt sich doch eine Stärke der kleinen rezeptiven Felder erkennen, nämlich die Darstellung von filigranen Strukturen. So wird die waagerechte Struktur des oberen Teiles des Hutes sehr deutlich herausgestellt, obschon sie in der Originalabbildung kaum erkennbar ist. Gleiches gilt für das Muster des Hutbandes darunter.

So lässt sich generell festhalten, dass die kleinen rezeptiven Felder in diesem Bild die filigranen Strukturen, die in der Originalabbildung nicht oder nur schwach zu erkennen sind, deutlich hervortreten lassen, während diese durch eine Vergrößerung der rezeptiven Felder plastischer dargestellt und in ihrem Kontrast zusätzlich verstärkt werden.

Um die Stärke der großen rezeptiven Felder auch im Vergleich zu den klassischen Verfahren der Bildanalyse aufzuzeigen, wurde das Testbild ebenfalls mittels der Laplace-Filtermatrix analysiert. Das Ergebnis zeigt sich in Abbildung 72.

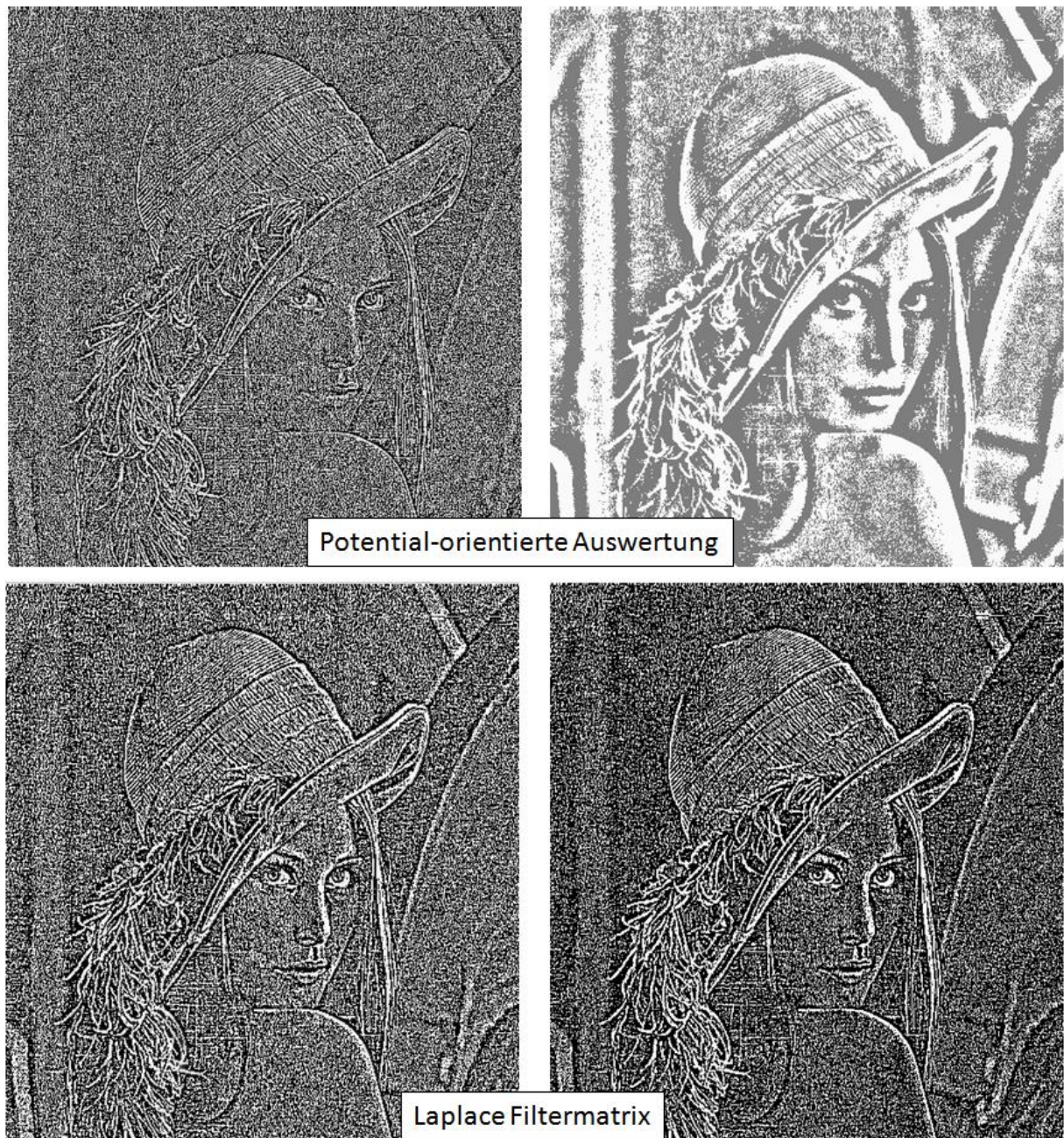


Abb. 72: Testbild „Lena“, links oben: Ergebnis der Auswertung mittels Analyser (s. Abbildung 67, um 30% dunkler dargestellt zur besseren Vergleichbarkeit), rechts oben: Ergebnis der Auswertung mittels Analyser (s. Abbildung 69), links unten: Ergebnis der Auswertung mittels Laplace-Filtermatrix 3x3 (8-er Nachbarschaft), rechts unten: Ergebnis der Auswertung mittels Laplace-Filtermatrix 5x5 (24-er Nachbarschaft)

In Abbildung 72 oben sind die Ergebnisse mittels unterschiedlich großer rezeptiver Felder – wie im Text oben bereits beschrieben – dargestellt. Unten links das Ergebnis mittels Laplace-Filtermaske 3x3 (8-er Nachbarschaft) und unten rechts das Ergebnis mit einer 5x5 Filtermaske (24-er Nachbarschaft). Die Ergebnisse mit jeweils kleinem rezeptiven Feld unterschieden sich nicht wesentlich, während die Variationsmöglichkeiten des rezeptiven

Feldes im Potential-orientierten Ansatz hier die Vorteile zeigt, dass Konturen noch stärker hervorgehoben werden können und zudem eine Unterdrückung der Bereiche mit geringen Veränderungen in den Grauwerten erfolgt.

Anhand des nächsten Testbildes (Abbildung 73 links) soll überprüft werden, ob z.B. Zahlen oder auch Buchstaben in Abgrenzung zum jeweiligen Hintergrund durch die algorithmische Umsetzung meiner theoretischen Überlegungen hervorgehoben werden können.

Wie das Analysebild in Abbildung 73 rechts zeigt, gelingt dies am Beispiel der Zahlen auf dem Bild des dargestellten Weckers sehr gut, da diese ebenso klar hervortreten, wie die Personen auf den Fotos links neben dem Wecker. Zudem lassen sich die einzelnen Buchseiten mittels der Einstellung eines kleinen rezeptiven Feldes exakt separieren.

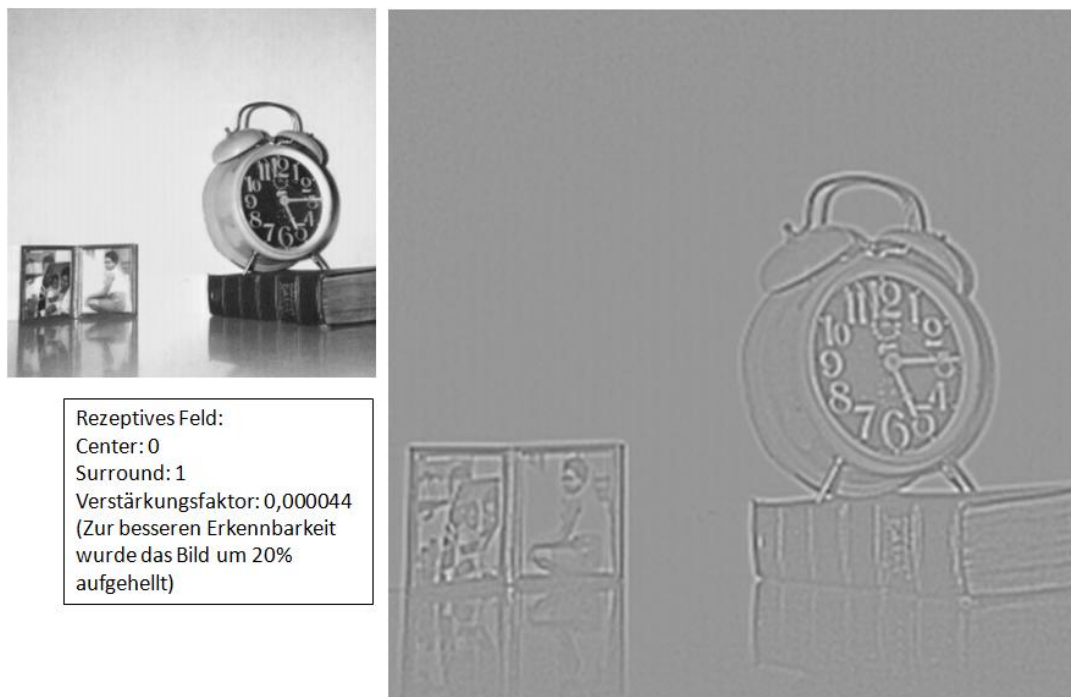


Abb. 73: Testbild „Wecker“, links: Original und gewählte Einstellungen des Analysers, rechts: Ergebnis der Auswertung mittels Analyser, Grundeinstellung bei Auswahl des rezeptiven Feldes 3x3 Surroundpixel, ein Centerpixel

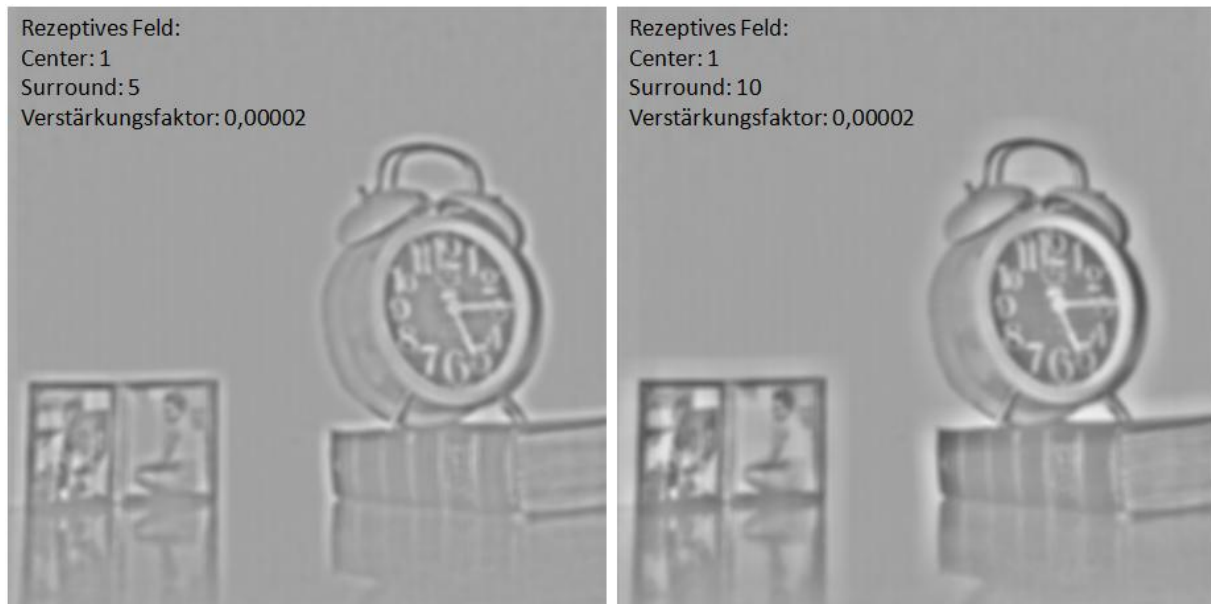


Abb. 74: Testbild „Wecker“, links: Ergebnis der Auswertung mittels Analyser, Grundeinstellung bei Auswahl des rezeptiven Feldes 13x13 Surroundpixel, 3x3 Centerpixel, rechts: Ergebnis der Auswertung mittels Analyser, Grundeinstellung bei Auswahl des rezeptiven Feldes 23x23 Surroundpixel, 3x3 Centerpixel

Wählt man hingegen ein größeres rezeptives Feld (s. Abbildung 74), erkennt man auch bei diesem Testbild, dass dadurch eine plastische Darstellung realisiert werden kann. Aufgrund der geringen Ausdehnung der Zahlen zeigt sich allerdings schon bei einer Vergrößerung des Centerpixels um einen Pixel, dass diese Einstellung eine Unschärfe in der Darstellung bedingt.

Um noch einmal zu verdeutlichen, dass die Realisierung einer Zahlendarstellung (oder allgemeiner formuliert: die Realisierung einer Darstellung von filigranen, klar definierten Objekten) lediglich auf der Separierung von ON- und OFF-Pfaden beruht, wurde für das folgende Analysebild die Einstellung *nur On-Off* gewählt.

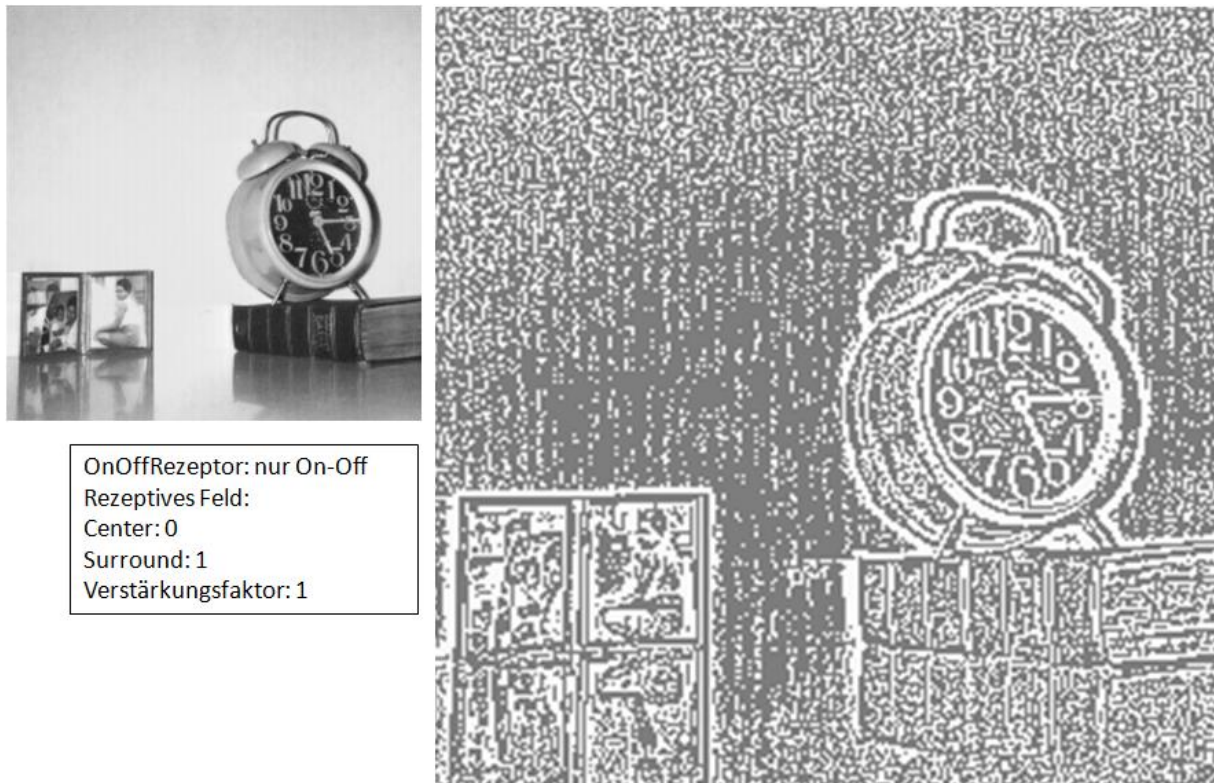


Abb. 75: Testbild „Wecker“, links: Original und gewählte Einstellungen des Analysers, rechts: Ergebnis der Auswertung mittels Analyser, Darstellung der ON-OFF-Pfade bei Auswahl des kleinsten rezeptiven Feldes

Das Analysebild auf der rechten Seite in Abbildung 75 zeigt deutlich, dass durch eine Separierung der Information in ON- und OFF-Pfade filigrane Objekte klar abgrenzbar zu ihrem Umfeld dargestellt werden können. Dies zeigt sich nicht nur an den Zahlen des Weckers, sondern auch an den Personen, die auf den Fotos rein durch die Darstellung ihrer Konturlinien erkennbar sind.

Bevor im nächsten Abschnitt eine vergleichende Analyse der Testbilder mit Standardfilterverfahren erfolgen soll, wird mittels des nächsten Testbildes (Abbildung 76 links) die Erfassung von Konturen in einer kontrastarmen Abbildung analysiert.

Da sich bei der Analyse der vorherigen Bilder gezeigt hat, dass schwache Kontraste am besten mittels größerer rezeptiver Felder detektiert werden können, wird für die Analyse des Testbildes „Mondkrater“ gleich zu Beginn ein rezeptives Feld mit 11x11 Surroundpixeln und einem Centerpixel gewählt.

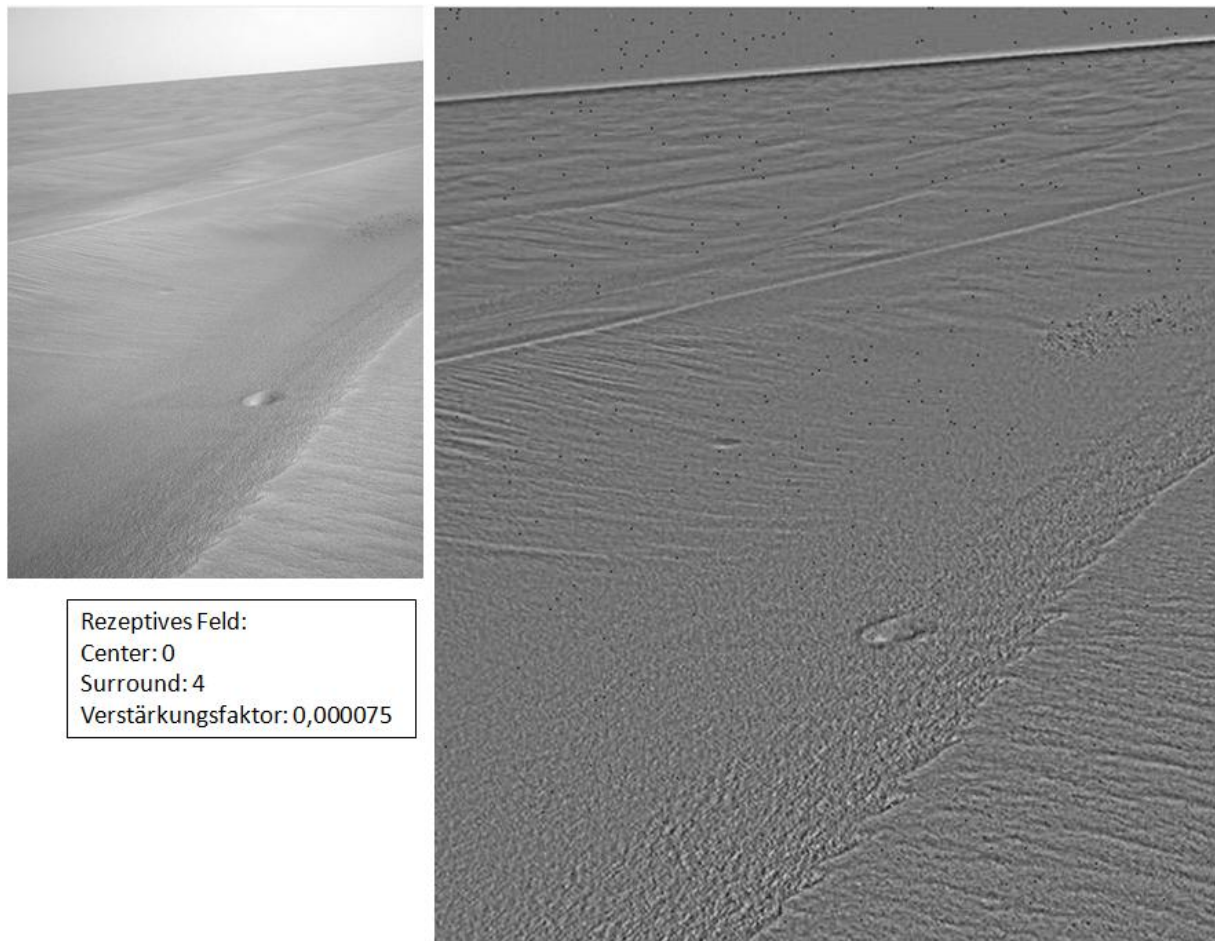


Abb. 76: Testbild „Mondkrater“, links: Original und gewählte Einstellungen des Analysers, rechts: Ergebnis der Auswertung mittels Analyser, Grundeinstellung bei Auswahl des rezeptiven Feldes 11x11 Surroundpixel, ein Centerpixel

Im Analysebild der Abbildung 76 erkennt man zwar schon deutlich, dass die schwachen Kontrastübergänge dank des großen rezeptiven Feldes schon gut hervorgehoben werden, allerdings zeigt sich bei der Wahl des rezeptiven Feldes von 27x27 Surroundpixeln eine nochmals deutliche Steigerung der Kontrasthervorhebung (s. Abbildung 77 rechts).

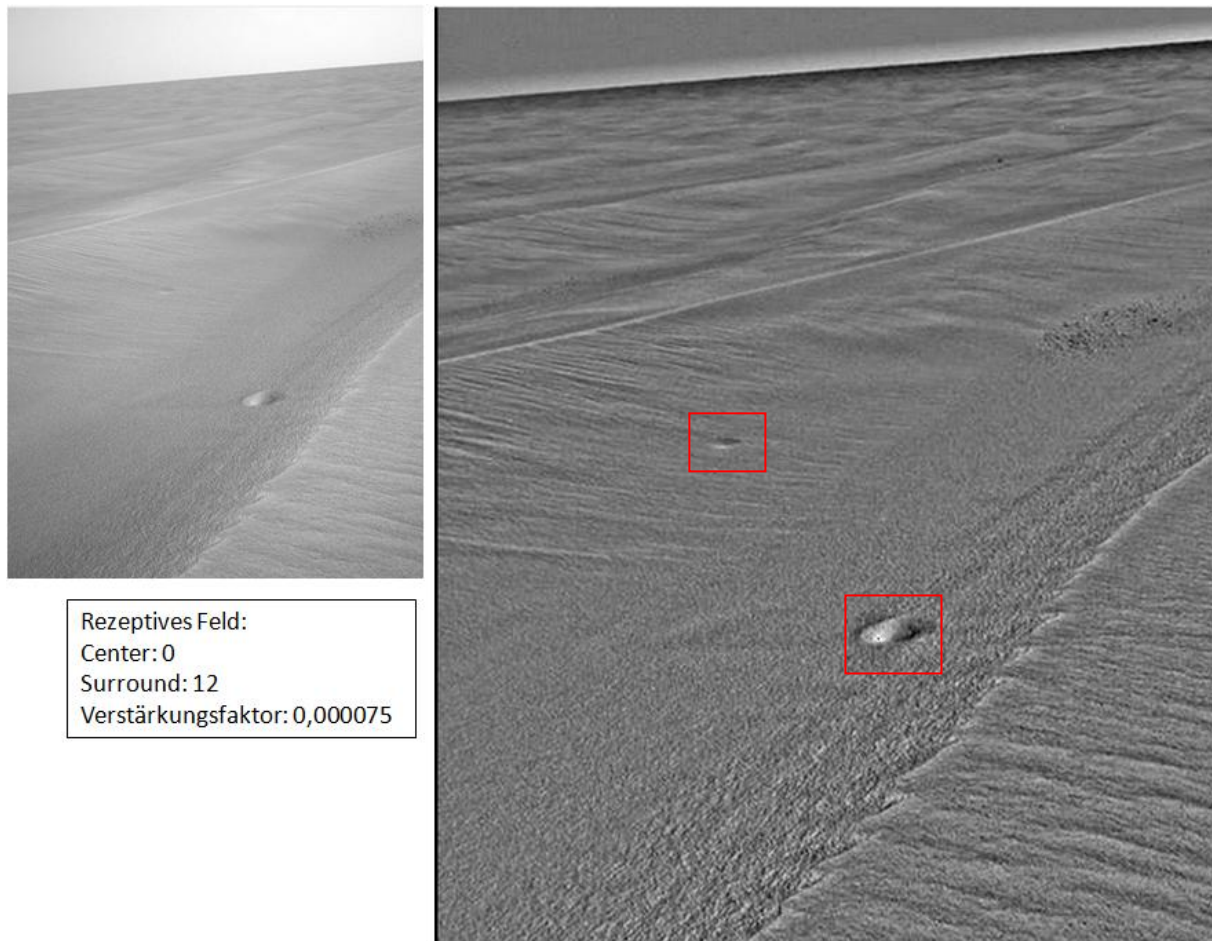


Abb. 77: Testbild „Mondkrater“, links: Original und gewählte Einstellungen des Analysers, rechts: Ergebnis der Auswertung mittels Analyser, Grundeinstellung bei Auswahl des rezeptiven Feldes 27x27 Surroundpixel, ein Centerpixel

So wird nicht nur der Krater im Vordergrund signifikant verstärkt, sondern auch der kleinere in der Mitte des Bildes, der sich in der Originalabbildung nur sehr schwach abzeichnet. Neben den Kratern werden auch alle anderen noch so geringen Kontrastübergänge der gesamten Mondlandschaft wesentlich deutlicher hervorgehoben als im Originalbild.

Ein sehr interessantes und für die Rauschunterdrückung elementares Phänomen stellt sich ein, wenn ich die rezeptiven Felder derart variere, dass eine Dimension des Surrounds, egal ob in x- oder y-Richtung, der Dimensionierung des Centers entspricht bzw. nur minimal größer ist. Das heißt, ich wähle ein asymmetrisches rezeptives Feld, dessen Center entweder in der x- oder der y-Richtung über keinen bzw. nur über einen sehr begrenzten benachbarten Surround verfügt. Somit blende ich quasi horizontal oder vertikal ausgerichtete Linienverläufe aus. Das Ergebnis einer solchen asymmetrischen Anwendung von rezeptiven Feldern findet sich in Abbildung 78 rechts.

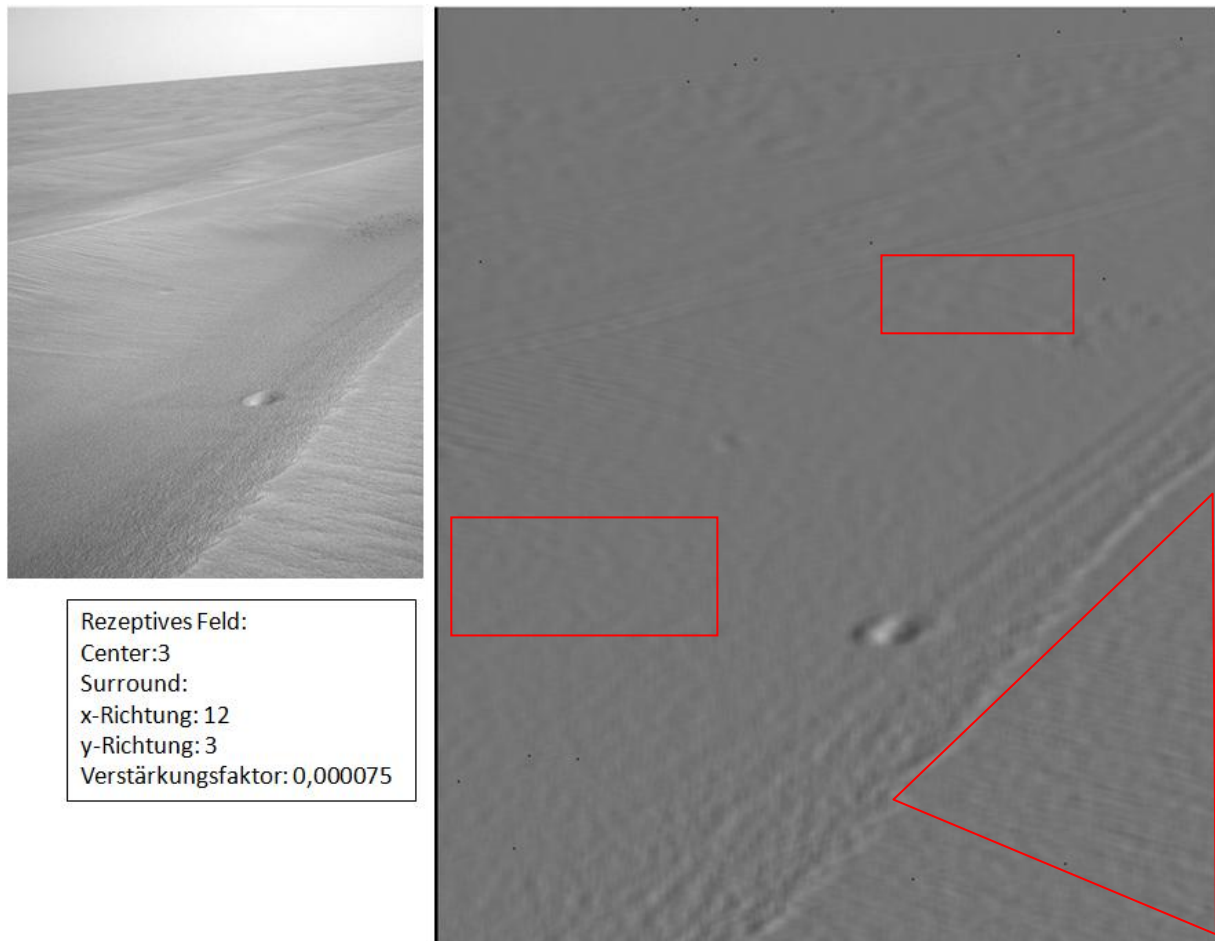


Abb. 78: Testbild „Mondkrater“, links: Original und gewählte Einstellungen des Analysers, rechts: Ergebnis der Auswertung mittels Analyser, Grundeinstellung bei Auswahl des rezeptiven Feldes 27x9 Surroundpixel, 7x7 Centerpixel

Dadurch, dass ich ein längliches, waagrecht ausgerichtetes rezeptives Feld gewählt habe, finden nur die senkrechten Surroundpixel bei der Analyse der Kontrastübergänge Beachtung, heißt es werden auch nur diese bei der Bestimmung der lateralen Beeinflussung des Centers durch den Surround in die Berechnung einbezogen. So lässt sich erklären, dass die waagerechten Strukturen im Analysebild von Abbildung 78 eliminiert wurden bzw. sich nur noch sehr schwach abzeichnen. Aufgrund der nur sehr wenigen senkrechten Strukturen in diesem Testbild lässt sich eine Überprüfung der Unterdrückung der vertikalen Ausrichtung nur schwer nachvollziehen. Dies wird allerdings in einem späteren Kapitel, bei der Analyse der Hyperbeln, nachgeholt.

Im folgenden Abschnitt der experimentellen Überprüfung meines Potential-orientierten Modells der Informationsverarbeitung steht ein Vergleich zwischen meinem Modell und den

Standardverfahren der Vorverarbeitung (s. Kapitel 4.1) im Vordergrund. Datenbasis hierfür sind die Testbilder, die in Abbildung 60 vorgestellt wurden.

Beim ersten vergleichenden Testbild handelt es sich um einen Gartenschlauch, der sich in mehreren Bereichen überlappt und in Abgrenzung zum Hintergrund einen geringen Kontrastunterschied aufweist. Für die Analyse dieses Testbildes war es mir wichtig herauszufinden, ob der aus meiner Theorie resultierende Algorithmus in der Lage ist, die unterschiedlichen Ebenen des Gartenschlauches zu erfassen, also herausarbeitet, welcher Teil sich oberhalb bzw. unterhalb eines anderen Teiles befindet. Anschließend wird bzgl. dieses Testbildes dargestellt, ob mittels der klassischen Vorverarbeitungsverfahren eine Herausarbeitung unterschiedlicher Ebenen in einer visuellen Szenerie möglich ist.



Rezeptives Feld: Center: 0 Surround: 2 Verstärkungsfaktor: 0,00002

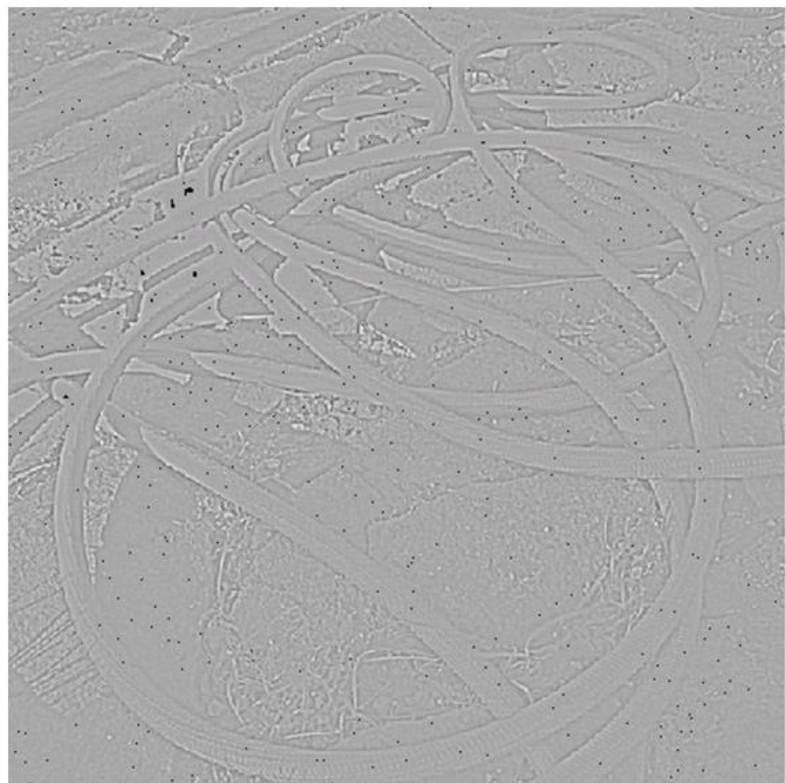


Abb. 79: Testbild „Gartenschlauch“, links: Original und gewählte Einstellungen des Analysers, rechts: Ergebnis der Auswertung mittels Analyser, Grundeinstellung bei Auswahl des rezeptiven Feldes 7x7 Surroundpixel, ein Centerpixel

Im ersten Ansatz wird ein kleines rezeptives Feld gewählt, um zu überprüfen, ob der generelle Konturverlauf des Schlauches hervorgehoben wird. Das Ergebnis in Abbildung 79 rechts zeigt, dass die Kontur in Abgrenzung zum Hintergrund, der sich in seiner Farbgebung

teilweise nur schwach von der des Schlauches abhebt, gut zu erkennen ist und sich der Verlauf nachverfolgen lässt.

Da die vorherigen Experimente gezeigt haben, dass größere rezeptive Felder die Konturen verstärkend darstellen, werden im Folgenden rezeptive Felder der Größe 13x13 und 33x33 Surroundpixel mit jeweils einem Centerpixel gewählt. Die Ergebnisse werden in Abbildung 80 visualisiert.

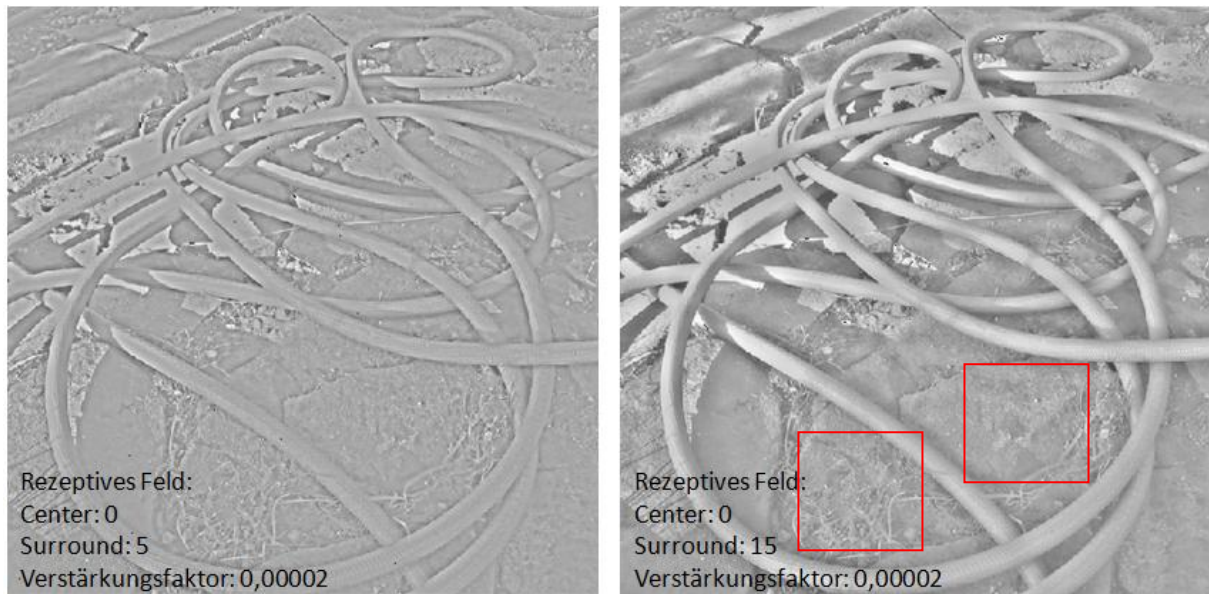


Abb. 80: Testbild „Gartenschlauch“, links: Ergebnis der Auswertung mittels Analyser, Grundeinstellung bei Auswahl des rezeptiven Feldes 13x13 Surroundpixel, ein Centerpixel, rechts: Ergebnis der Auswertung mittels Analyser, Grundeinstellung bei Auswahl des rezeptiven Feldes 33x33 Surroundpixel, ein Centerpixel

Es ist sehr gut zu erkennen, dass die sich herausbildende Plastizität einen verstärkenden Effekt auf die Hervorhebung der Kontrastübergänge hat. Zudem zeigt sich – ähnliche wie bei den vorherigen Testbildern – dass filigrane Strukturen wie das Gras oder die Struktur der Steine sehr deutlich herausgearbeitet werden. Bezüglich der Aufgabenstellung, unterschiedliche Ebenen bei den überlappenden Elementen des Schlauches zu erkennen und hervorzuheben, kann festgehalten werden, dass diese Aufgabe vom Algorithmus hervorragend gelöst wird. An jeder Stelle im Verlauf des Schlauches ist eine Unterscheidung von auf- und dahinterliegenden Elementen gewährleistet. Diese Separierung bleibt auch dann bestehen, wenn lediglich die ON- und OFF-Pfade betrachtet werden. Auch hier zeigt sich, dass große rezeptive Felder zu einem besseren Erkennen der Kantenübergänge führen und eine Separierung von Vorder- und Hintergrund sehr gut realisiert wird (s. Abbildung 81).

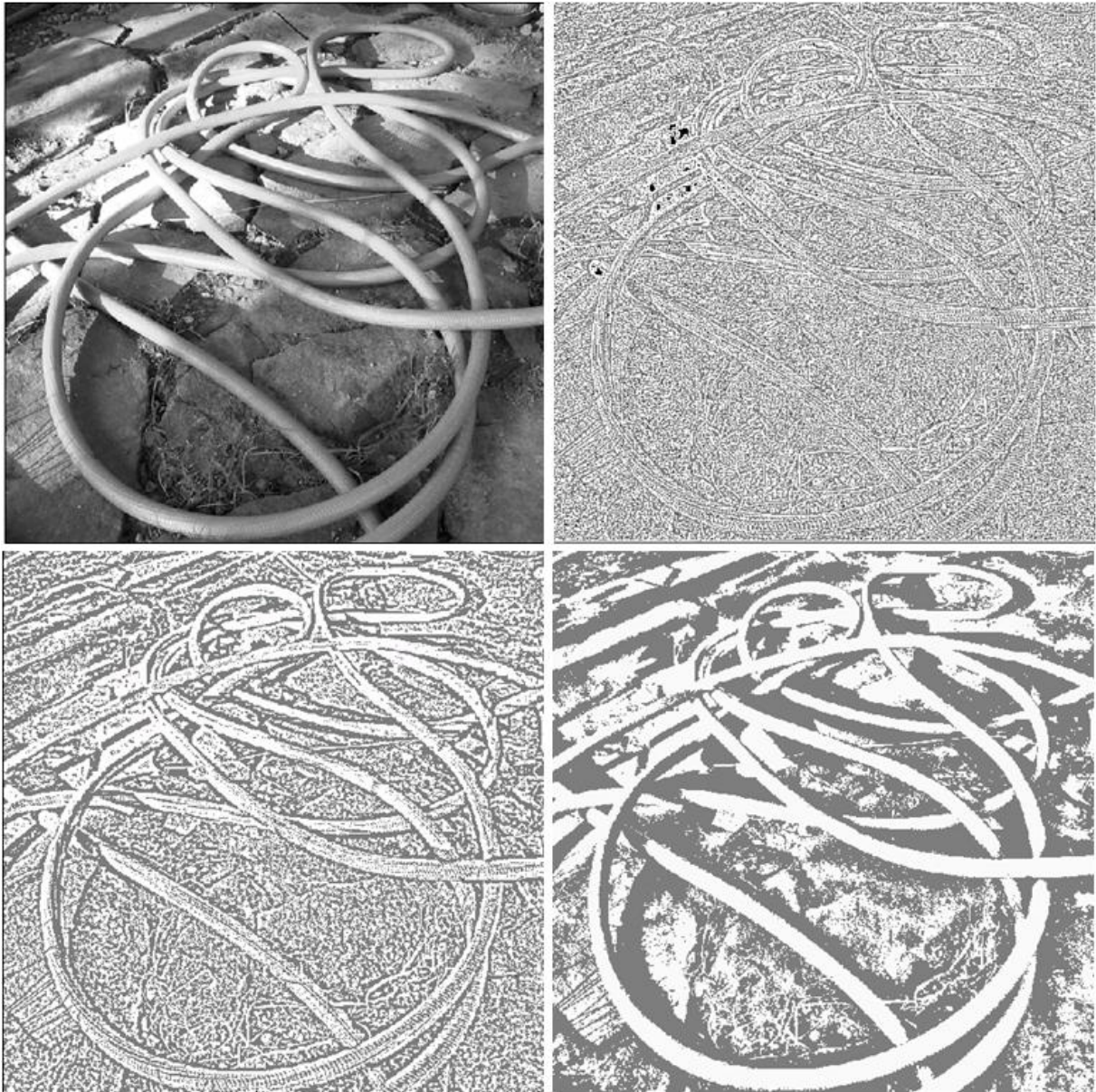


Abb. 81: Testbild „Gartenschlauch“, oben links: Original, oben rechts: Ergebnis der Auswertung mittels Analyser, Darstellung der ON-OFF-Pfade bei Auswahl des rezeptiven Feldes 3x3 Surroundpixel, ein Centerpixel, unten links: Ergebnis der Auswertung mittels Analyser, Darstellung der ON-OFF-Pfade bei Auswahl des rezeptiven Feldes 7x7 Surroundpixel, ein Centerpixel, unten rechts: Ergebnis der Auswertung mittels Analyser, Darstellung der ON-OFF-Pfade bei Auswahl des rezeptiven Feldes 43x43 Surroundpixel, ein Centerpixel

Im Folgenden sollen nun die dargestellten Ergebnisse im Bezug auf die Detektion von Kantenübergängen und die Vorder- und Hintergrunderkennung mit denen der Standardbildverarbeitung verglichen werden. Dazu sind in Abbildung 82 die Ergebnisse von vier Vorverarbeitungsalgorithmen dargestellt.

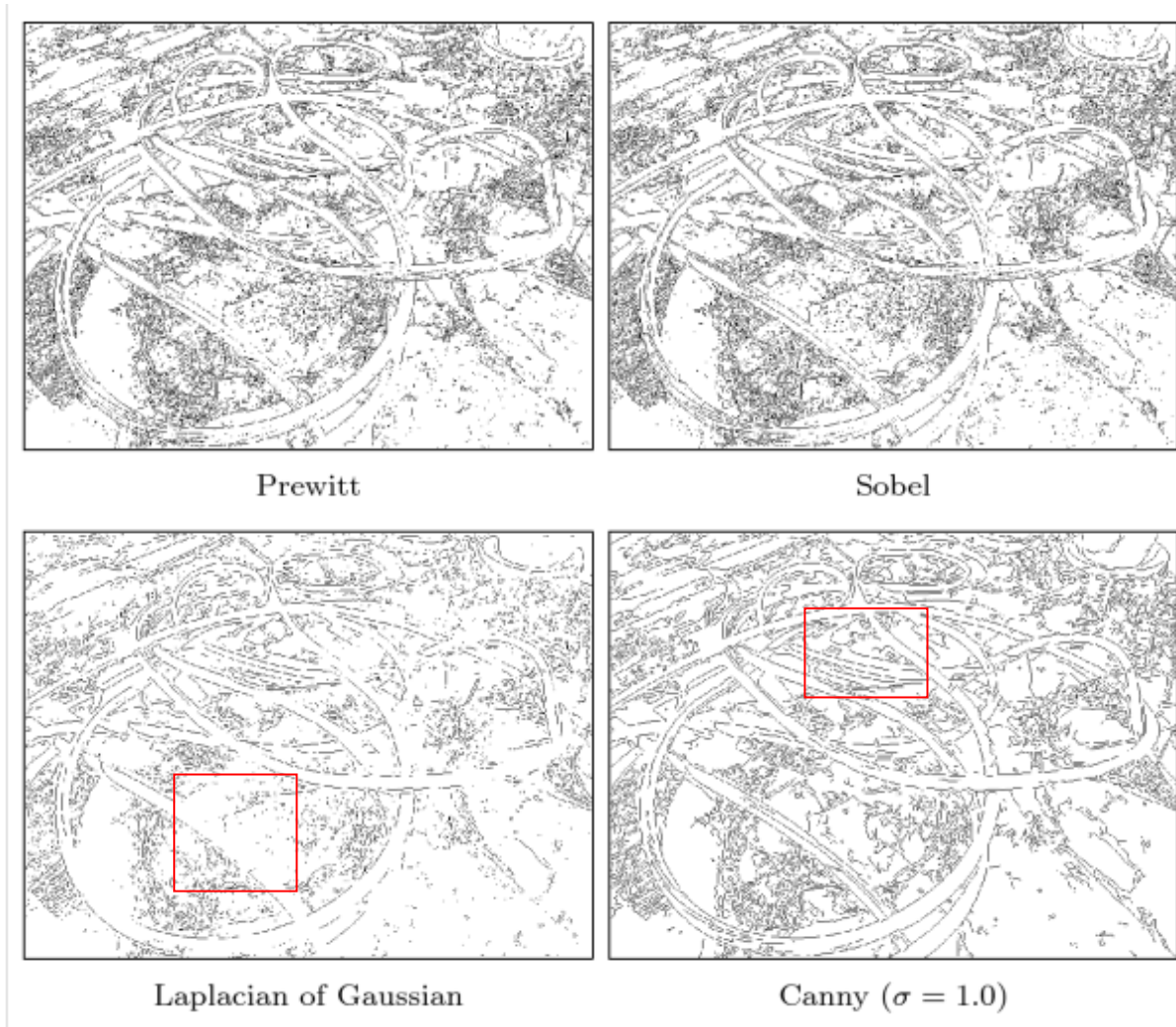


Abb. 82: Testbild „Gartenschlauch“, Auswertung mit Standardvorverarbeitungsmethoden: Prewitt, Sobel, Laplacian of Gaussian und Canny [6]

Auf den ersten Blick ist zu erkennen, dass sich die Ergebnisse dieser Filterverfahren gravierend von den oben vorgestellten unterscheiden. So zeigt sich zwar, dass die generellen Verläufe des Schlauches zu erkennen sind, eine kontinuierliche Verfolgung allerdings an vielen Stellen nicht möglich ist, da er von der Hintergrundstruktur und den sich überlagernden Ebenen des Schlauches selbst nicht hinreichend exakt separiert werden kann. Zudem zeigt sich, dass der Hintergrund mittels der gewählten Filterverfahren seine Struktur verliert. So ist beispielsweise nicht mehr zu erkennen, dass der Schlauch auf Steinplatten liegt, die von Gras durchsetzt sind.

Es kann daher festgehalten werden, dass es mittels des entwickelten Modells und der algorithmischen Umsetzung gelingt, überlagernde Elemente unterschiedlichen Ebenen zuzuweisen, so dass eine Unterscheidung zwischen Vorder- und Hintergrund realisiert werden

kann. Neben der Herausarbeitung von unterschiedlichen Ebenen gelingt es zudem, die Elemente des Hintergrundes so zu erhalten, dass der Kontext des Bildes nicht verloren geht. Somit wird eine Analyse von allen Elementen einer visuellen Szenerie ermöglicht, ganz egal in welcher Bildebene sie sich befinden. Das heißt, ich kann ein zu analysierendes Bild ohne Vorwissen, was detektiert werden soll, auswerten, so dass keine Information durch vorheriges Einstellen von Parametern zur ausschließlichen Detektion von definierten Objekten verloren geht.

Die Analyse des nächsten Testbildes (s. Abbildung 83 links) gestaltet sich dahingehend schwierig, dass es über eine reflektierende Oberfläche mit wenig strukturierenden Elementen verfügt, die zur Realisierung einer Kantenerkennung notwendig sind. Zudem hebt sich das Objekt am Übergang zum Hintergrund nur sehr schwach von diesem ab. In Abbildung 83 und 84 werden die Ergebnisse, die mittels unterschiedlicher Einstellungen der rezeptiven Felder und Darstellungsarten erzielt wurden, gezeigt.

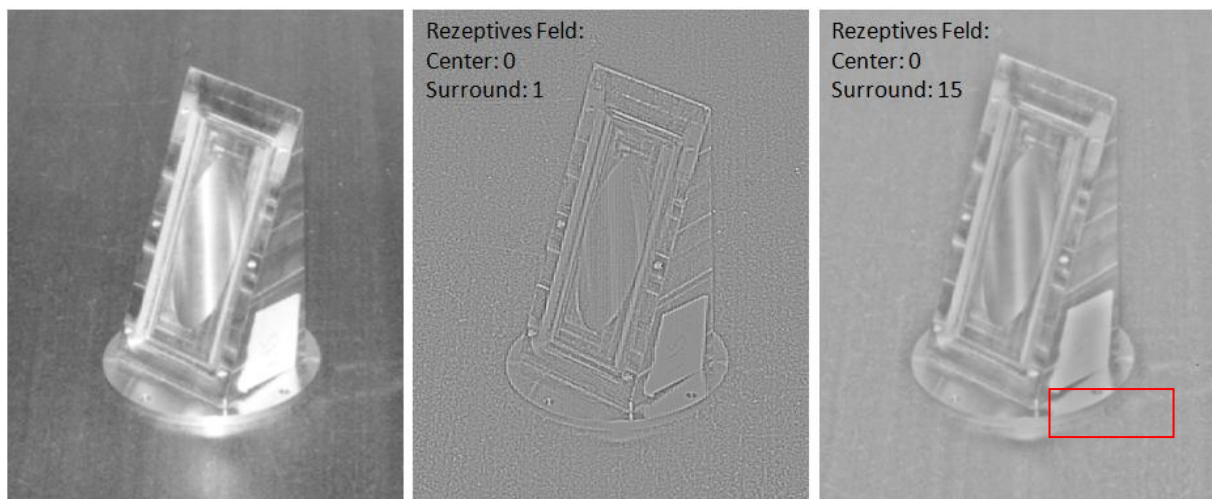


Abb. 83: Testbild „Pokal“, links: Original, Mitte: Ergebnis der Auswertung mittels Analyser, Grundeinstellung bei Auswahl des rezeptiven Feldes 3x3 Surroundpixel, ein Centerpixel, rechts: Ergebnis der Auswertung mittels Analyser, Grundeinstellung bei Auswahl des rezeptiven Feldes 33x33 Surroundpixel, ein Centerpixel

Abbildung 83 zeigt in der Mitte und rechts, dass trotz der schwachen Kontrastübergänge zwischen Objekt und Hintergrund eine vollständige Detektion der Kanten im oberen Bereich gelingt. Lediglich beim Fuß des Pokals, im Bereich der starken Spiegelung, ist eine durchgängige Detektion der Objektkante nicht hinreichend gegeben. Erstaunlicherweise ist der Algorithmus in der Lage trotz der relativ strukturlosen Oberfläche bzw. der hauptsächlich fließenden Übergänge in der Struktur jeden Übergang zwischen Kontrasten zu erfassen. Auch

kleinste Details und filigrane Elemente werden als solche von der Hintergrundstruktur separiert. So erhält das Oval in der Mitte des Pokals – in Abgrenzung zu den senkrecht verlaufenden Linien im Inneren des Ovals – eine klar erkennbare Grenzlinie, obwohl diese im Original aufgrund der Reflexionen nur sehr schwach hervortritt.

In Abbildung 84 habe ich zur anschließenden besseren Vergleichbarkeit mit dem Canny-Filter ergänzend eine Analyse des Testbildes mittels der *nur On-Off*-Prozedur durchgeführt.

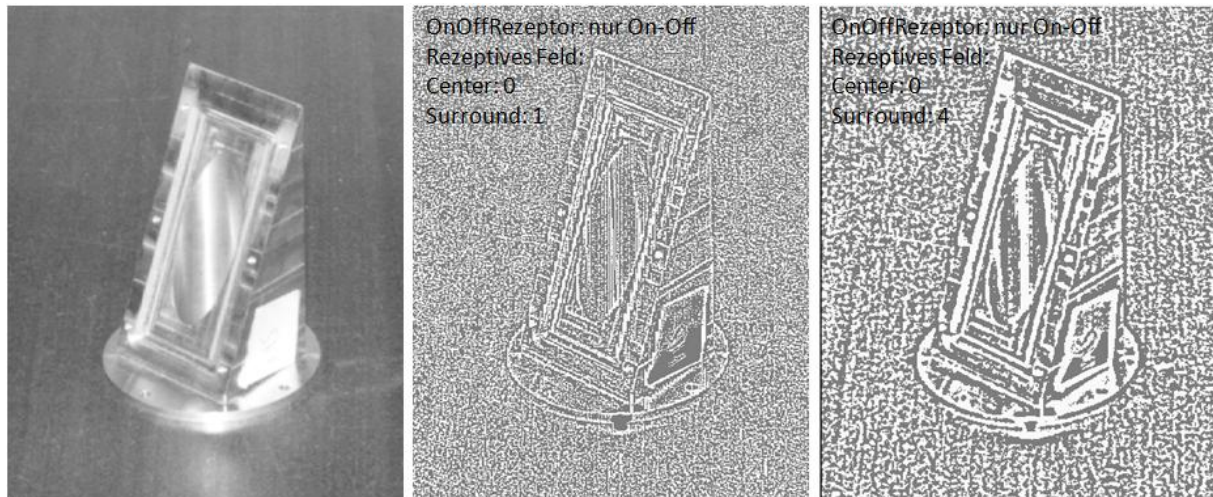


Abb. 84: Testbild „Pokal“, links: Original, Mitte: Ergebnis der Auswertung mittels Analyser, Darstellung der ON-OFF-Pfade bei Auswahl des rezeptiven Feldes 3x3 Surroundpixel, ein Centerpixel, rechts: Ergebnis der Auswertung mittels Analyser, Darstellung der ON-OFF-Pfade bei Auswahl des rezeptiven Feldes 11x11 Surroundpixel, ein Centerpixel

Auch diese Ergebnisse zeigen, dass eine durchgängige Darstellung der Objektgrenzen realisiert werden kann, lediglich mit der Ausnahme am Fuß des Pokals. Nachteil ist wie in den Analysen zuvor der hohe Grad der Verrauschtheit des Hintergrundes, der aber dennoch eine klare Separierung zwischen Objekt und Hintergrund ermöglicht.

Im Vergleich zu den vorgestellten Ergebnissen sollen nun die Ergebnisse mittels der Standardverfahren aufgezeigt werden.

Abbildung 85 beinhaltet drei unterschiedliche Ergebnisse basierend auf variierenden Einstellungen des Canny-Filters. Die Standardabweichung für das linke und mittlere Bild beträgt 1.0, der obere und untere Schwellwert für die linke Abbildung wurde auf 255 und 1 sowie für die Abbildung in der Mitte auf 150 und 1 festgelegt. Die Auswerteparameter für die

rechte Abbildung betragen für die Standardabweichung 2.0 und für die obere und untere Schwellwertgrenze 100 und 1.

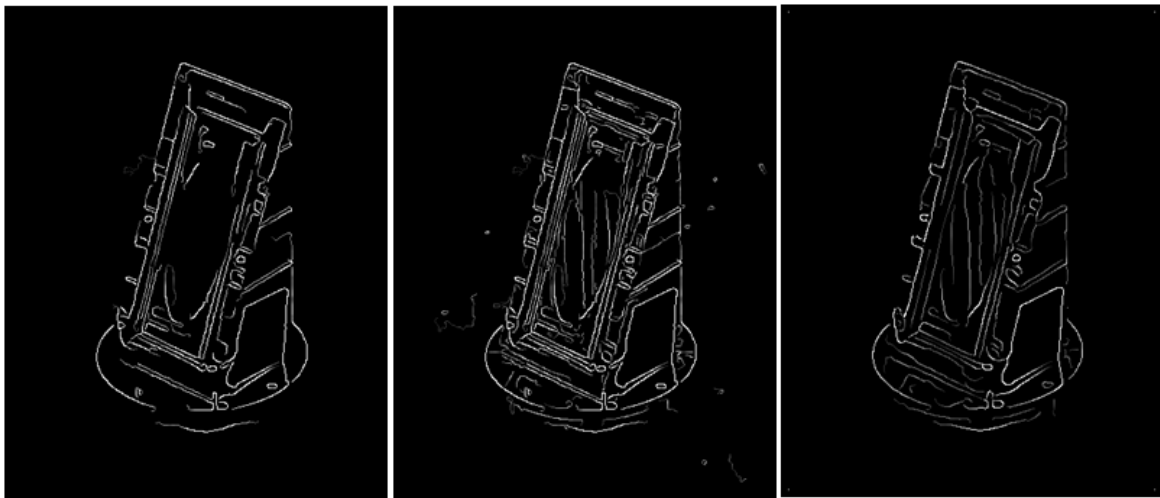


Abb. 85: Testbild „Pokal“, Auswertung mittels Canny-Edge-Detektor, links: Standardabweichung 1.0, obere und untere Schwellwertgrenze: 255 und 1, Mitte: Standardabweichung 1.0, obere und untere Schwellwertgrenze: 150 und 1, rechts: Standardabweichung 2.0, obere und untere Schwellwertgrenze: 100 und 1 [31, freigegeben von HIPR2]

Aufgrund der hohen Einstellung bei der oberen Schwellwertgrenze werden einige Kanten des Objektes nicht detektiert, was in der mittleren Abbildung dadurch ausgeglichen werden soll, dass dieser Wert reduziert wird. Dies hat zur Folge, dass zwar alle Kanten detektiert werden, die Rauschanteile aber erhöht werden. Um dem Rauschen entgegenzuwirken, wird die Standardabweichung in der Abbildung rechts auf 2.0 erhöht, dadurch wird allerdings eine wiederum verschlechterte Detektion der Kanten hervorgerufen [31].

Für einen weiteren Vergleich wurde das Testbild „Pokal“ mittels des Sobel-Filters ausgewertet. Dazu wurde die im Analyser implementierte Funktion zur Anwendung des Sobel-Filters ausgewählt.

Die Ergebnisse dieser Analyse finden sich zusammen mit dem Original in Abbildung 86 Mitte und rechts. Für das Analysebild in der Mitte wurde ein Verstärkungsfaktor von 1 und für das auf der rechten Seite der Abbildung der Faktor 0,6 eingestellt.

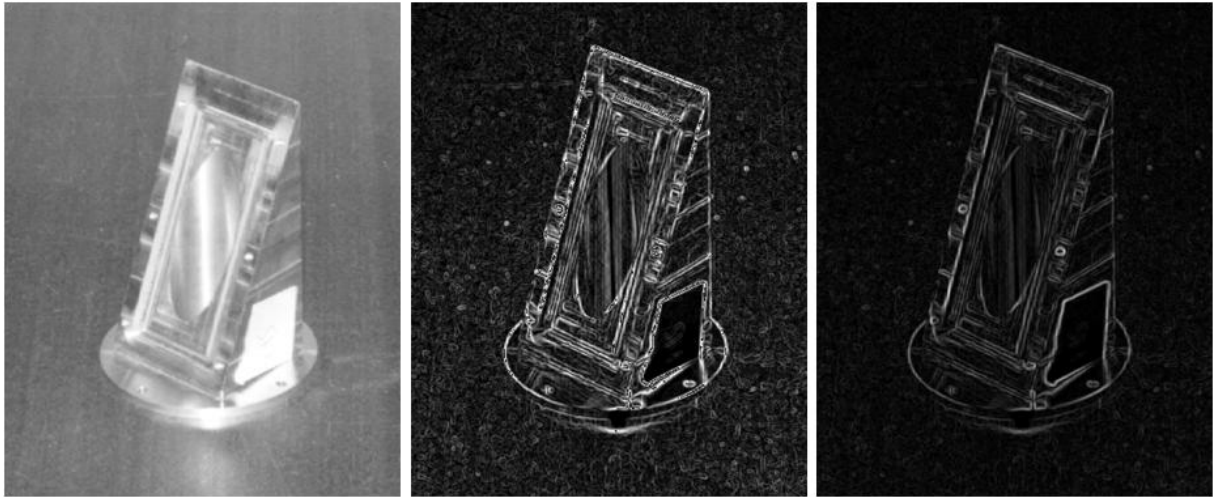


Abb. 86: Testbild „Pokal“, Auswertung mittels Sobel-Filter, links: Original, Mitte: Analyseergebnis mittels Analyser, Einstellung: Sobel-Filter, Verstärkungsfaktor: 1.0, rechts: Analyseergebnis mittels Analyser, Einstellung: Sobel-Filter, Verstärkungsfaktor: 0,6

Die Darstellung der Ergebnisse macht deutlich, dass mittels des Sobel-Filters bessere Ergebnisse sowohl hinsichtlich der Kantendetektion als auch hinsichtlich der Strukturerkennung im Vergleich zum Canny-Algorithmus erzielt werden.

Im Vergleich der Ergebnisse zwischen dem aus meinem Modell entwickelten Algorithmus und dem Sobel-Filter zeigt sich, dass ähnlich gute Ergebnisse erzielt werden, so dass dieser auch in diesem Fall einen Ersatz für den Sobel-Filter darstellen kann.

Anhand des nächsten Beispieltestbildes (s. Abbildung 87) soll gezeigt werden, wie das von mir entwickelte Modell und sein Algorithmus im Vergleich zu den Standardfiltern auf verrauschte Bilder reagiert. Zur Einleitung wird jedoch zunächst das rauschbereinigte Bild (s. Abbildung 84 links) analysiert und mit den Standardverfahren verglichen, um anschließend eine Analyse anhand des mehr verrauschten Testbildes (s. Abbildung 87 rechts) durchzuführen.

Das Testbild „Bücherregal“ enthält hauptsächlich horizontal und vertikal ausgerichtete Linienverläufe, deren Detektion sowohl für Standardalgorithmen, als auch für den Potential-orientierten, simpel sein sollte. Zusätzlich sind filigrane Strukturen und Schriftzüge auf den Büchern enthalten, die hinsichtlich ihrer Kantenübergänge algorithmisch schwieriger zu erfassen sein könnten. Interessant ist ferner, ob es gelingt, die relativ kontrastarme Ecke des

Raumes (oben rechts) sowohl im rauschbereinigten als auch im verrauschten Bild, herauszuarbeiten.



Abb. 87: Testbild „Bücherregal“, links: ohne Rauschen, rechts: mit Rauschen [32][26]

Im ersten Schritt werden die Standardeinstellungen für den Potential-orientierten Ansatz gewählt und die rezeptiven Felder in ihrer Größe variiert. So erhalte ich für die Einstellung eines kleinen und eines größeren rezeptiven Feldes folgendes, in Abbildung 88 dargestelltes, Ergebnis.

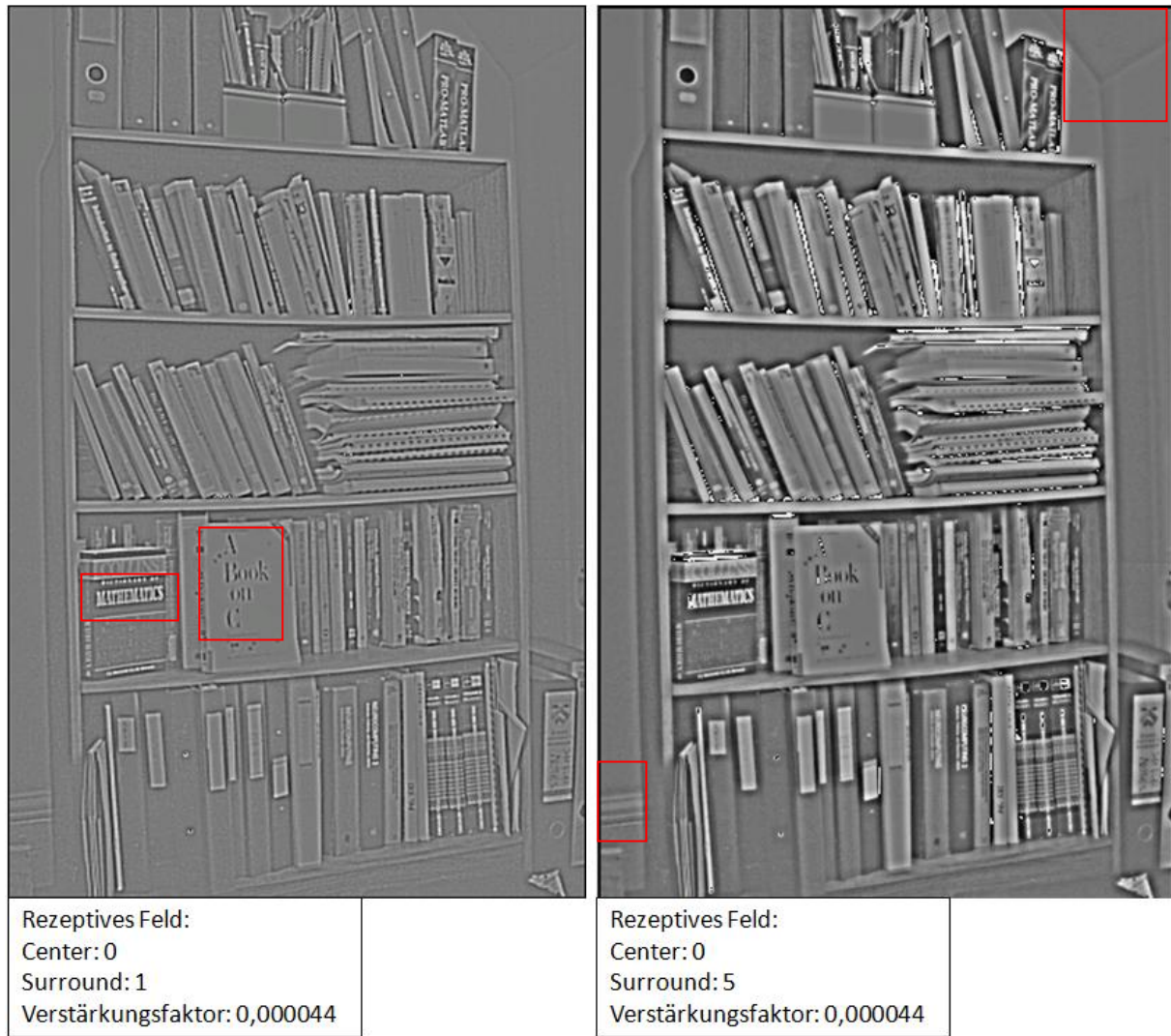


Abb. 88: Testbild „Bücherregal“, links: Ergebnis der Auswertung mittels Analyser, Grundeinstellung bei Auswahl des rezeptiven Feldes 3x3 Surroundpixel, ein Centerpixel, rechts: Ergebnis der Auswertung mittels Analyser, Grundeinstellung bei Auswahl des rezeptiven Feldes 13x13 Surroundpixel, ein Centerpixel

Die Ergebnisse in Abbildung 88 zeigen, dass alle relevanten und auch die filigranen Strukturen sehr gut erkennbar sind. So werden einzelne Buchtitel so klar herausgearbeitet, dass sie gut lesbar sind. Die Zierleiste am Übergang von Wand zu Boden (links unten) sowie die Ecke des Raumes treten sehr deutlich hervor, wobei auffällt, dass diese mit zunehmender Größe des rezeptiven Feldes immer besser zu erkennen sind. In diesem Beispiel zeigte sich anders als bei den bisherigen Testbildern, dass rezeptive Felder, die eine Größe von 10x10 Surroundpixeln überschreiten, zu zunehmend schlechteren Ergebnissen führen, was möglicherweise darauf zurückgeführt werden kann, dass viele Strukturen in dieser visuellen Szenerie eine geringe Ausdehnung haben und daher von großen rezeptiven Feldern nicht mehr detektiert werden können. Generell reagiert das gewählte Testbild sehr empfindlich auf

Veränderungen. So führt jede kleinste Variation des Verstärkungsfaktors zur Herausarbeitung und Akzentuierung unterschiedlicher Bestandteile des Testbildes, wie mittels Abbildung 89 gezeigt werden soll. Hier wurde lediglich der Verstärkungsfaktor von 0,0000314 auf 0,000032 erhöht, was zu einer völlig anderen Darstellung der Ergebnisse führt. Generell erkennt man, dass der Grad der Verrauschtheit steigt, je niedriger ich den Verstärkungsfaktor wähle, allerdings treten dadurch die Konturen besser hervor, wie z.B. an der Ecke des Raumes zu erkennen ist.

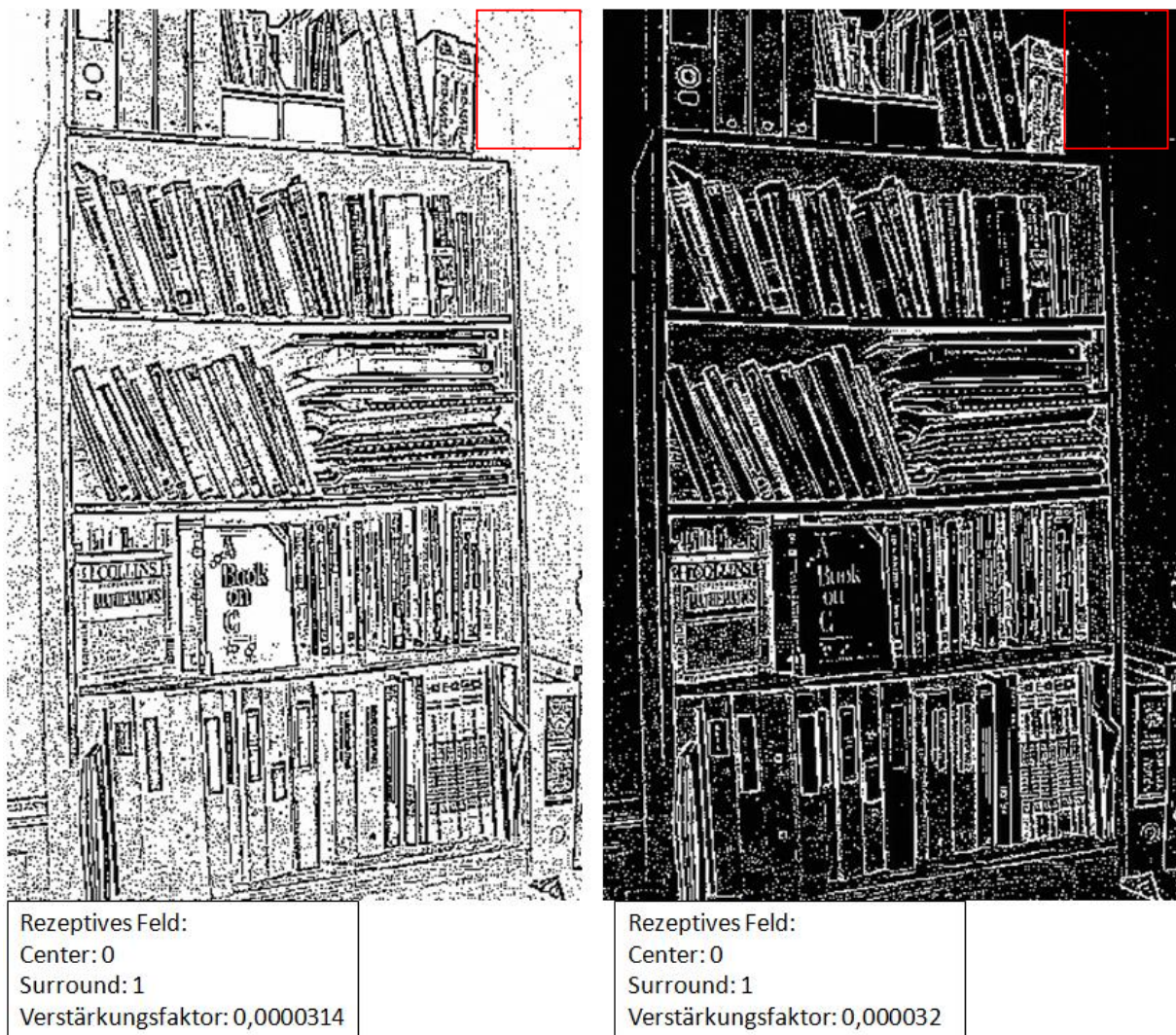


Abb. 89: Testbild „Bücherregal“, links: Ergebnis der Auswertung mittels Analyser, Grundeinstellung bei Auswahl des rezeptiven Feldes 3x3 Surroundpixel, ein Centerpixel, Verstärkungsfaktor: 0,0000314 , rechts: Ergebnis der Auswertung mittels Analyser, Grundeinstellung bei Auswahl des rezeptiven Feldes 3x3 Surroundpixel, ein Centerpixel, Verstärkungsfaktor: 0,000032

Der Vollständigkeit halber wurde auch die Analyse des Testbildes „Bücherregal“ mittels der Einstellung *nur On-Off* durchgeführt, dessen Ergebnisse in Abbildung 90 dargestellt werden.

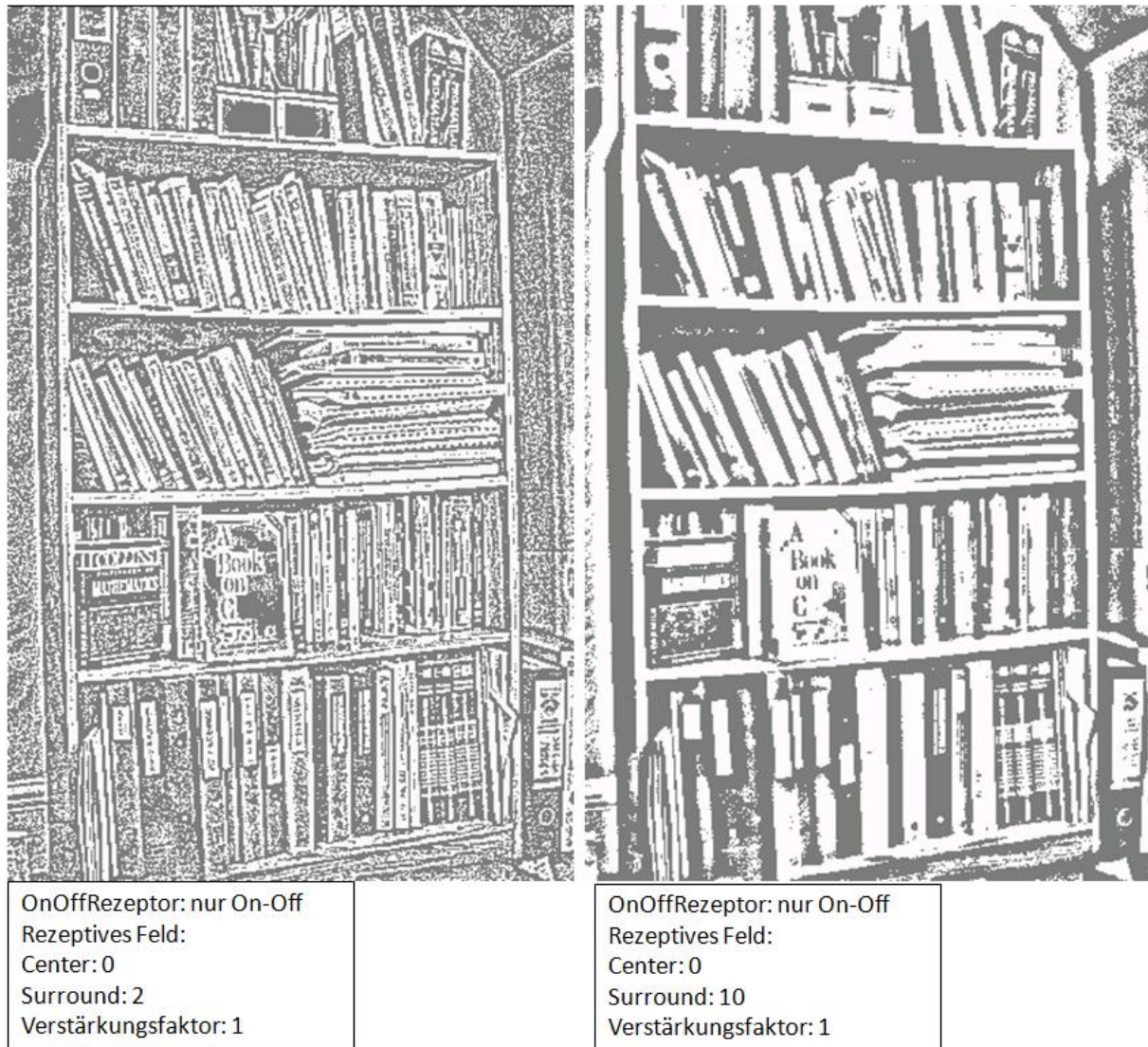


Abb. 90: Testbild „Bücherregal“, links: Ergebnis der Auswertung mittels Analyser, Darstellung der ON-OFF-Pfade bei Auswahl des rezeptiven Feldes 7x7 Surroundpixel, ein Centerpixel, rechts: Ergebnis der Auswertung mittels Analyser, Darstellung der ON-OFF-Pfade bei Auswahl des rezeptiven Feldes 23x23 Surroundpixel, ein Centerpixel

Auch diese Auswertungsart enthält alle Strukturen und Kontrastübergänge sowie gerade bei der Wahl des kleinen rezeptiven Feldes eine hervorragende Separierung der einzelnen Bücher.

Im nächsten Schritt sollen nun diese erarbeiteten Ergebnisse mit denen der Standardfilterverfahren verglichen werden. Dazu wähle ich zunächst im Analyser die Einstellung des Sobel-Filters, dessen Ergebnis in Abbildung 91 visualisiert wird. Das Analysebild in der Mitte wird dabei zur besseren Erkennbarkeit um 40% aufgehellt und ist in Abbildung 91 rechts zu sehen.



Abb. 91: Testbild „Bücherregal“, Auswertung mittels Sobel-Filter, links: Original, Mitte: Analyseergebnis mittels Analyser, Einstellung: Sobel-Filter, Verstärkungsfaktor: 0,08, rechts: Analyseergebnis mittels Analyser, Einstellung: Sobel-Filter, Verstärkungsfaktor: 0,08, Aufhellung zur besseren Visualisierung um 40%

Die Analyse des Testbildes mittels Sobel-Filter zeigt, dass auch dieser zu guten Ergebnissen hinsichtlich der Detektion der Umrisse von Regal und Büchern führt. Allerdings kann auch mittels der Aufhellung des Bildes die Ecke des Raumes nicht besonders deutlich hervorgehoben werden. Gleiches gilt für sehr filigrane Strukturen und schwache Kontrastübergänge wie z.B. die Löcher im Ordner (unten rechts), die Fußleiste (unten links) und die Spiralbindung der Hefte (Mitte). Dies gelingt mittels des Potential-orientierten Ansatzes besser, wie in Abbildung 92 nochmals im direkten Vergleich dargestellt. Zur besseren Vergleichbarkeit der beiden Analyseergebnisse wurde die Abbildung 92 links um 40% verdunkelt.

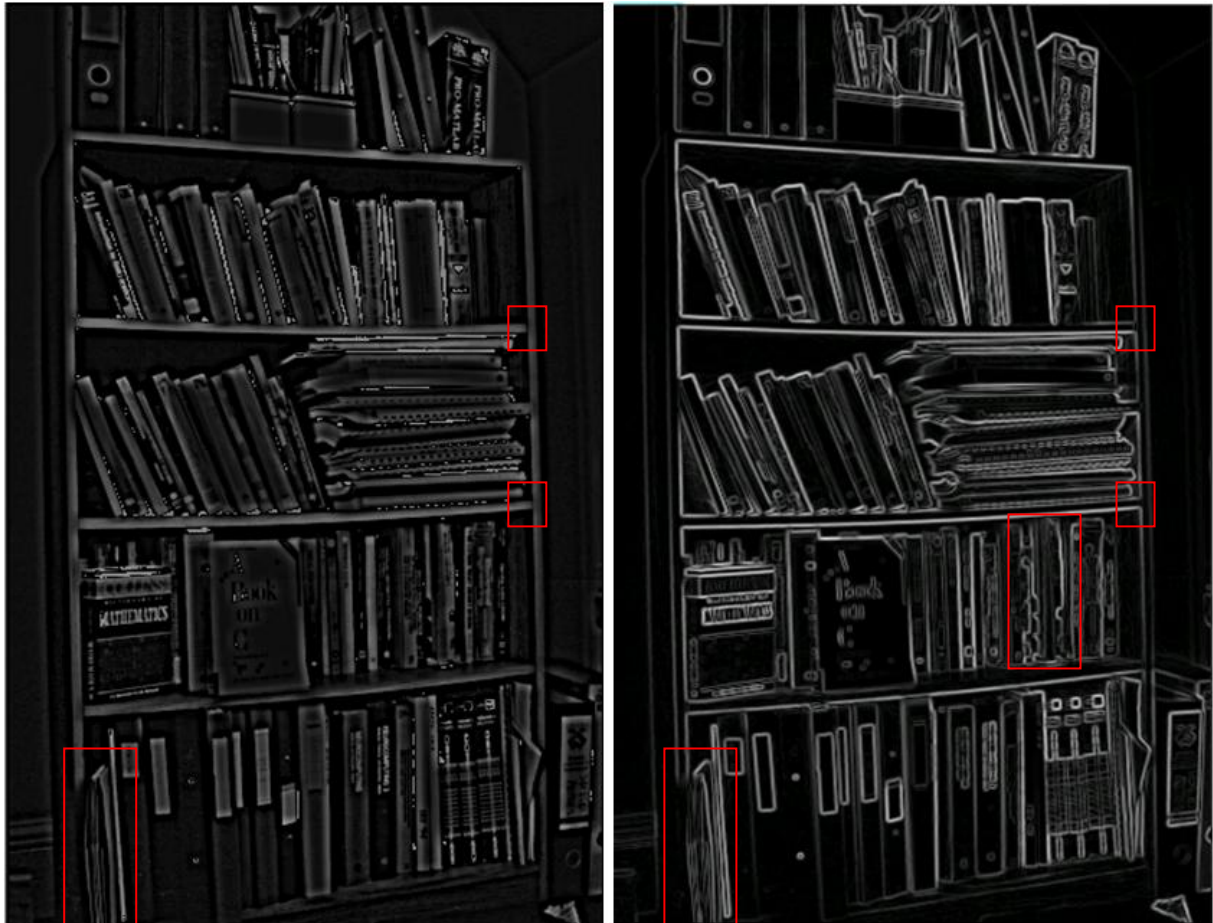


Abb. 92: Testbild „Bücherregal“, links: Auswertung mittels des Potential-orientierten Modells (Einstellungen s. Abb. 88 rechts) hier zur besseren Vergleichbarkeit um 40% verdunkelt, rechts: Auswertung mittels Sobel-Filter (Einstellungen s. Abb. 91 Mitte)

Der direkte Vergleich zeigt einerseits, dass einige Elemente durch den Sobel-Filter nicht so gut erfasst und in ihrer Struktur herausgearbeitet werden, wie beispielsweise die Mappe unten links im Bild und andererseits es auch zur Markierung falscher Kanten kommt. Dies ist z.B. beim Übergang zwischen horizontalen und vertikalen Regalbrettern der Fall. Mittels des Sobel-Filters werden durchgängige Linien im Verlauf gezeichnet, während der neu entwickelte Algorithmus hervorhebt, dass die horizontalen Regalböden nicht in die vertikalen Seitenteile übergehen. Einen weiteren fälschlich annoncierten Konturverlauf findet man bei den Büchern im zweituntersten Regal.

Zu weiteren Vergleichszwecken werden in der folgenden Abbildung 93 Ergebnisse, die mittels des Prewitt-Filters erzielt wurden, dargestellt.

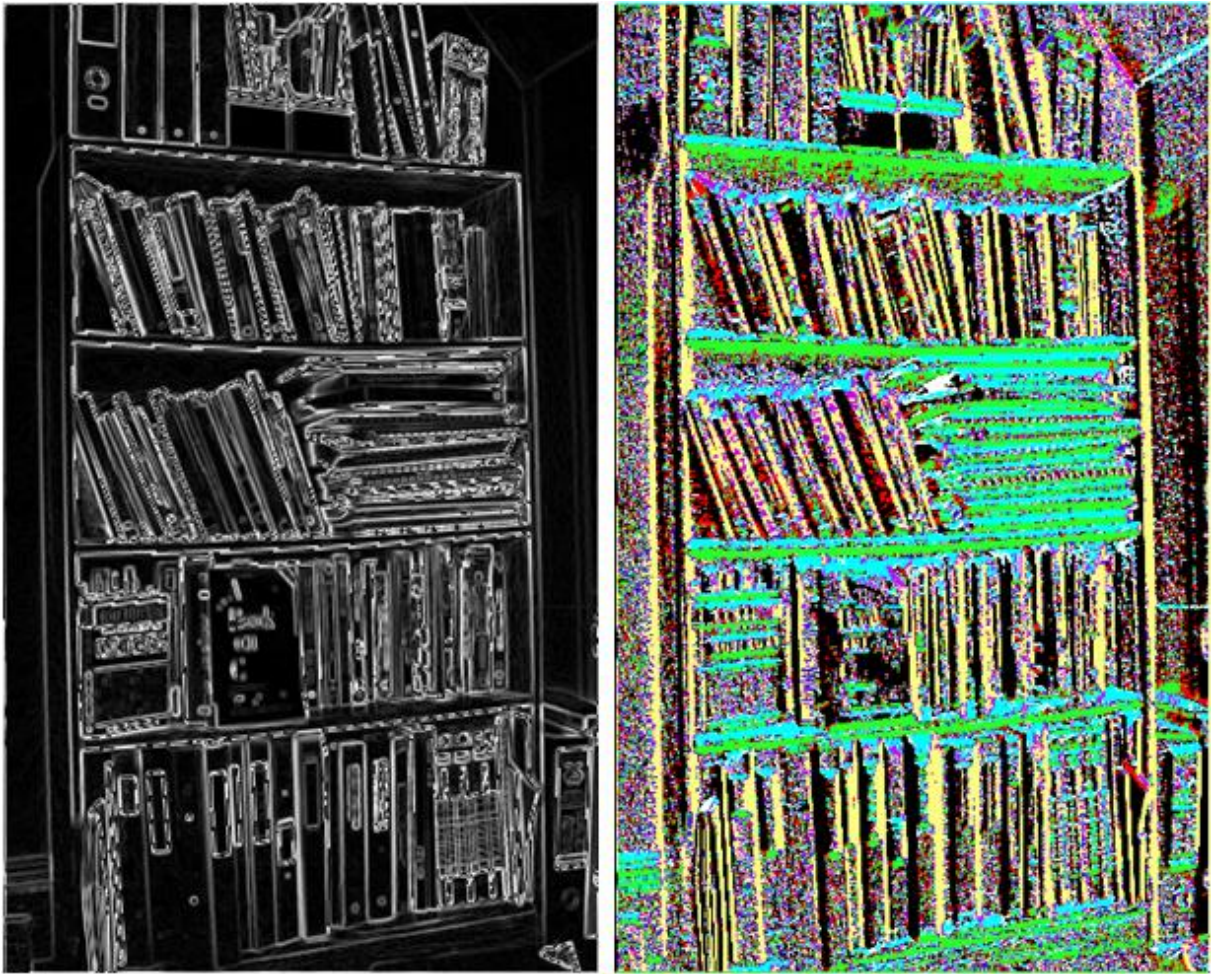


Abb. 93: Testbild „Bücherregal“, Auswertung mittels Prewitt-Filter, links: Visualisierung der lokalen Gradienten, rechts: Orientierung der Ecken [27 freigegeben von HIPR2] [30 freigegeben von HIPR2]

Hier wird auf den ersten Blick deutlich, dass diese Ergebnisse hinsichtlich der Kantenerkennung, Kontrastverstärkung und Detektion filigraner Strukturen nicht an die mittels Sobel-Filter und Potential-orientiertem Ansatz erzielten Ergebnisse heranreichen kann.

Zusammenfassend lässt sich also sagen, dass das Potential-orientierte Modell bei diesem Testbild die besten Ergebnisse hinsichtlich der betrachteten Kriterien liefert. Es werden sowohl die filigranen und kontrastarmen Regionen sehr gut herausgearbeitet, als auch die richtigen Verläufe der Kanten und Kantenübergänge in den Analysebildern widergespiegelt.

Um zu zeigen, dass der entwickelte Algorithmus auch bei verrauschten Bildern (s. Abbildung 87 rechts) gute Ergebnisse liefert, werden im Folgenden kurz die Ergebnisse dieser Analyse vorgestellt. Zunächst erfolgt wieder die Analyse mittels des Potential-orientierten Ansatzes, deren Ergebnisse in Abbildung 94 gezeigt werden.

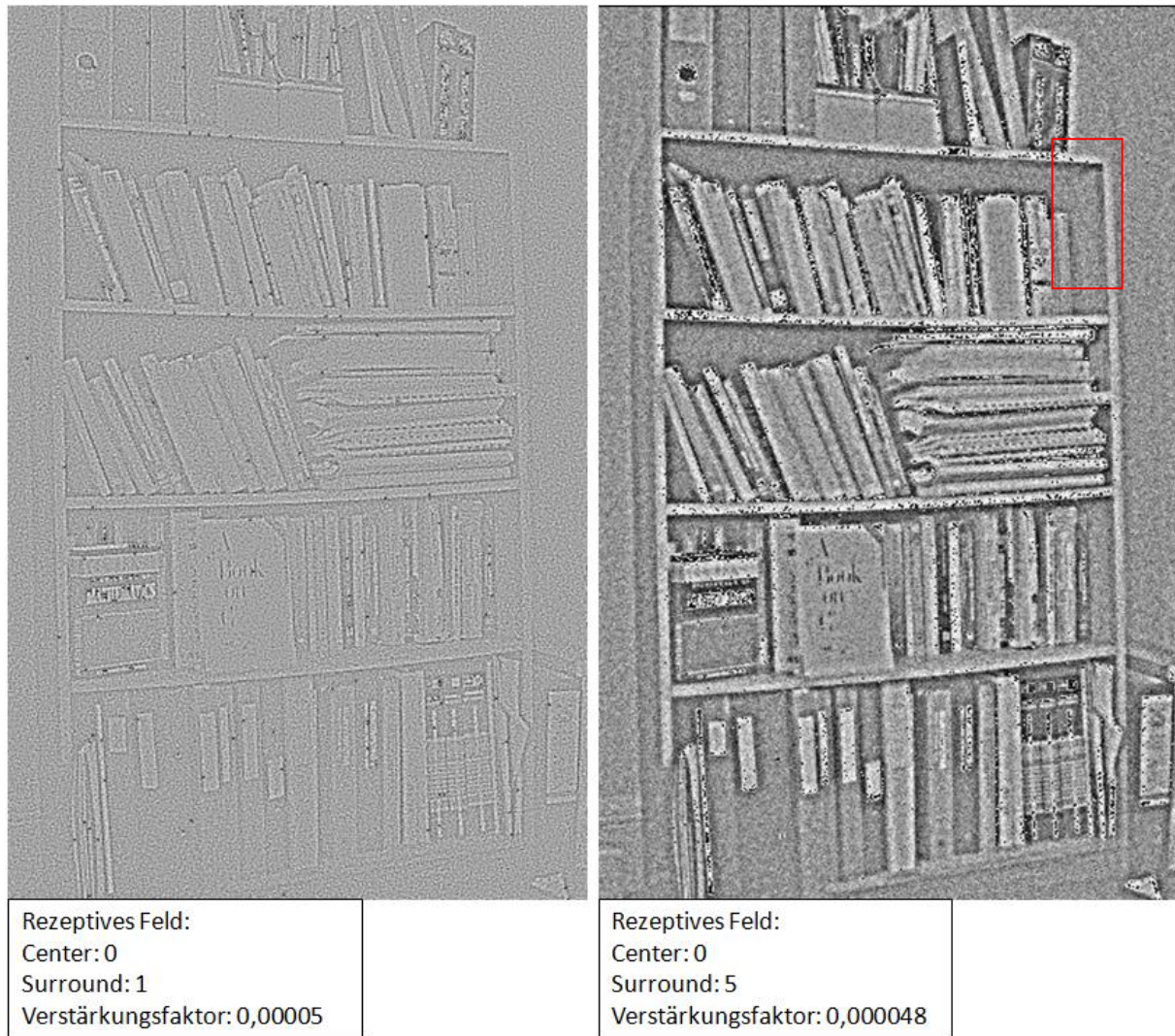


Abb. 94: Testbild „Bücherregal“ verrauscht, links: Ergebnis der Auswertung mittels Analyser, Grundeinstellung bei Auswahl des rezeptiven Feldes 3x3 Surroundpixel, ein Centerpixel, rechts: Ergebnis der Auswertung mittels Analyser, Grundeinstellung bei Auswahl des rezeptiven Feldes 13x13 Surroundpixel, ein Centerpixel

Es zeigt sich, dass die generellen Verläufe des Regals und die einzelnen Bücher zu erkennen sind. Sogar Buchtitel lassen sich trotz der Verrauschtheit des Bildes in Ansätzen erkennen und auch die Ecke des Raums wird schwach hervorgehoben. Die Übergänge zwischen Regalbrettern, Seitenwänden und dem Hintergrund werden separiert und korrekt visualisiert, obwohl die rechte obere Ecke des Regals im Original kaum eine erkennbare Kante im Übergang zum Hintergrund aufweist. Die Detektion dieser Kante gelingt allerdings nur mittels des größeren rezeptiven Feldes (s. Abbildung 94 rechts).

Um zu eruieren, wie sich die ON- und OFF-Pfade in der verrauschten visuellen Szenerie hinsichtlich ihrer Separierungsleistung verhalten, wurde das Testbild auch mit dieser Einstellung analysiert, wie in Abbildung 95 zu sehen.

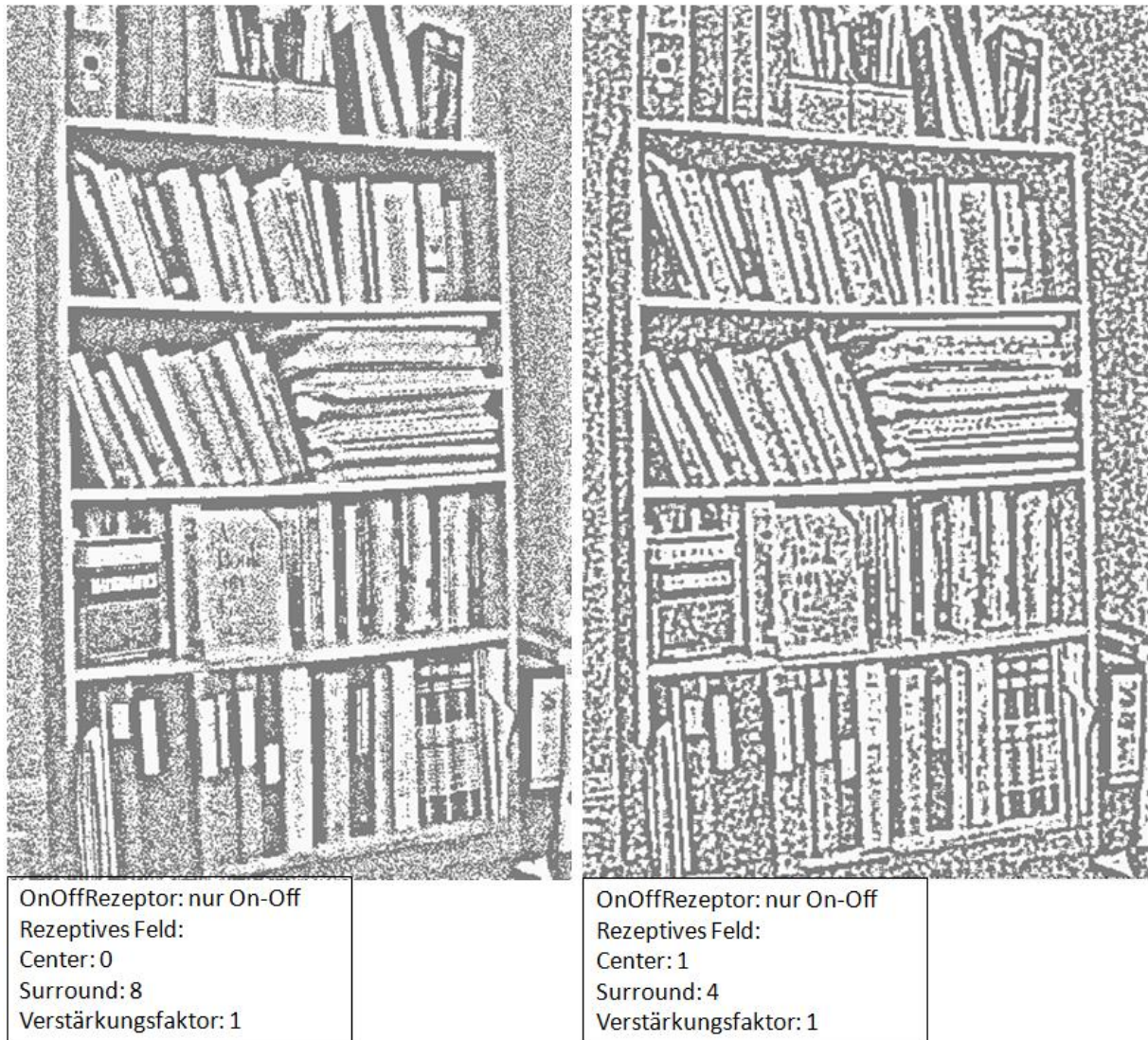


Abb. 95: Testbild „Bücherregal“ verrauscht, links: Ergebnis der Auswertung mittels Analyser, Darstellung der ON-OFF-Pfade bei Auswahl des rezeptiven Feldes 19x19 Surroundpixel, ein Centerpixel, rechts: Ergebnis der Auswertung mittels Analyser, Darstellung der ON-OFF-Pfade bei Auswahl des rezeptiven Feldes 11x11 Surroundpixel, 3x3 Centerpixel

Wie sich zeigt, leisten die ON-OFF-Pfade gerade bei der Herausarbeitung der Kanten einen wichtigen Beitrag. Sie zeigen die Übergänge besonders dann klarer als dies mittels der Grundeinstellung des Algorithmus gelingt, wenn das rezeptive Feld größer gewählt wird. Somit gelingt es die Rauschanteile besser zu unterdrücken, was sich positiv auf die Kanten- und Kontrasterkennung auswirkt.

Um zu zeigen, wie die Standardverfahren zur Kantendetektion mit verrauschten visuellen Szenarien zurechtkommen, soll beispielhaft der Sobel- und der Prewitt-Filter auf das Testbild „Bücherregal“ angewendet werden. Die Ergebnisse sieht man in Abbildung 96 und 97.



Abb. 96: Testbild „Bücherregal“, Auswertung mittels Sobel-Filter, links: Analyseergebnis mittels Analyser, Einstellung: Sobel-Filter, Verstärkungsfaktor: 280, rechts: Analyseergebnis mittels Analyser, Einstellung: Sobel-Filter mit vorheriger Rauschbereinigung, Verstärkungsfaktor: 1

Bei der Anwendung des Sobel-Filters fiel auf, dass der Verstärkungsfaktor sehr hoch gewählt werden musste, bevor überhaupt ein Ergebnis angezeigt wurde. Es ließ sich aber auch nach vielfachem Ändern des Verstärkungsfaktors kein klares Analysebild erzielen (s. Abbildung 96 links). Erst nachdem ich eine Kette von Bandpass- bzw. Glättungsfiltern der Analyse vorangestellt habe, zeichneten sich die Konturen und Details des Bildes deutlicher ab.

Auch die Analyse mittels Prewitt-Filter führte nicht zu zufriedenstellenden Ergebnissen (s. Abbildung 97). Eine vorherige Filterung der Daten mit anschließender Anwendung des Prewitt-Filters ließ sich leider mit dem Analyser nicht durchführen.

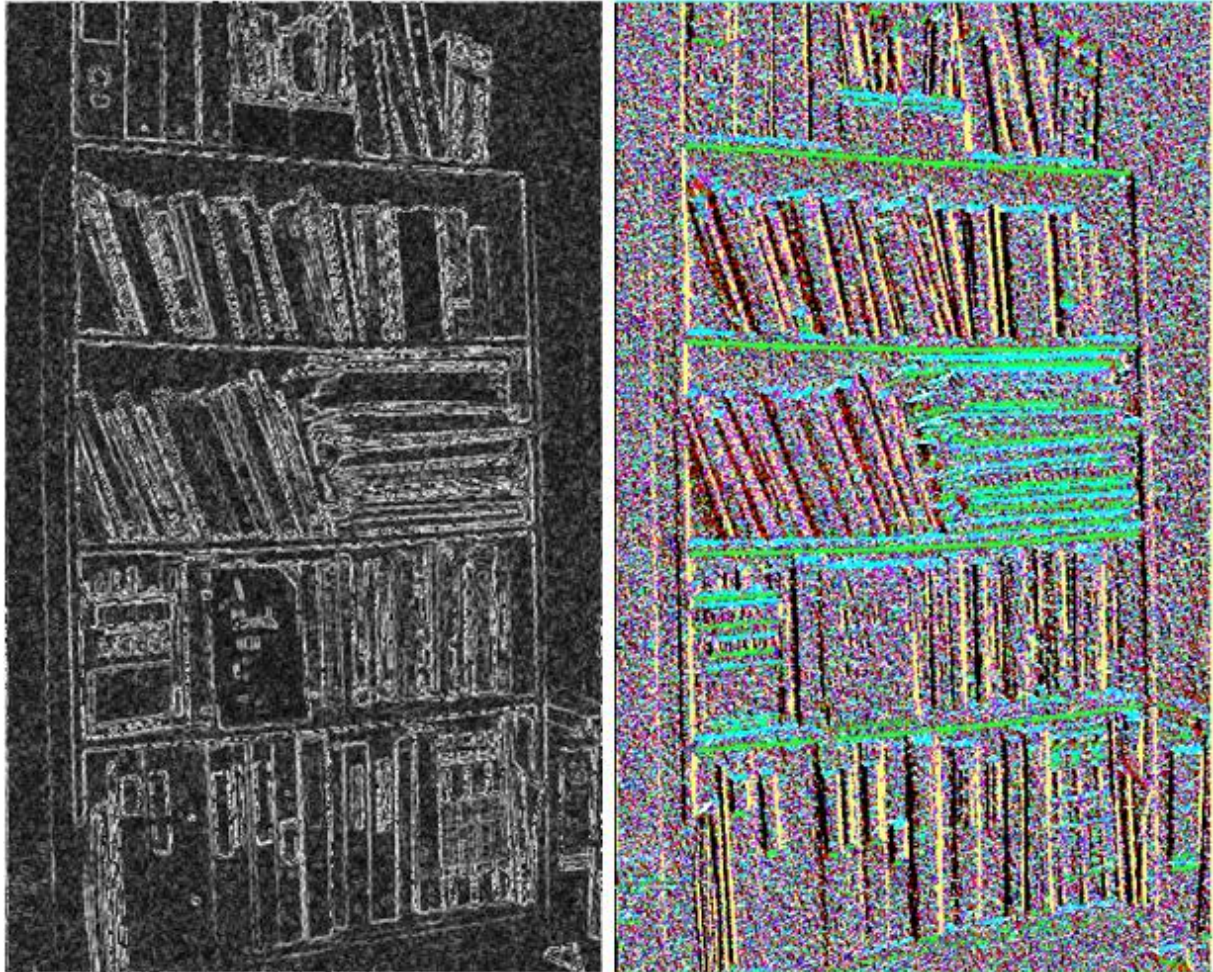


Abb. 97: Testbild „Bücherregal“, Auswertung mittels Prewitt-Filter, links: Visualisierung der lokalen Gradienten, rechts: Orientierung der Ecken [28, freigegeben von HIPR2][29, freigegeben von HIPR2]

Resümierend kann ich also festhalten, dass das von mir entwickelte Modell und seine algorithmische Umsetzung aufgrund seiner inhärenten Rauschunterdrückung – durch die Variabilität der rezeptiven Felder – in verrauschten visuellen Szenarien besser bzw. effektiver eingesetzt werden kann, als die Standardverfahren der Vorverarbeitung und Kantendetektion.

Nachdem nun anhand der Testbilder gezeigt wurde, dass der von mir gewählte Potential-orientierte Ansatz zur Bildverarbeitung größtenteils zu besseren oder mindestens genauso guten Ergebnissen führt wie die Standardverfahren der visuellen Vorverarbeitung, sollen nun an konkreten Beispielen die Einsatzmöglichkeiten aufgezeigt werden.

6.3.3 Radargramme

Als erstes konkretes Anwendungsbeispiel wurden mittels GPR (Ground Penetrating Radar) erhobene Radargramme ausgewählt. Bei der Analyse von GPR-Aufnahmen besteht immer die Schwierigkeit, die irrelevante Information – also das Rauschen – zu eliminieren, um nur das reine Nutzsignal einer Analyse zu unterziehen. Nutzsignale sind in diesem Fall die sogenannten Hyperbeln, wie sie in Abbildung 98 links (rote Markierung) zu erkennen sind, deuten diese doch auf im Boden verbrachte Objekte hin. Neben der Detektion dieser Hyperbeln mittels GPR kann die Zielstellung der GPR Anwendung allerdings auch die Analyse von Veränderungen in der Bodenstruktur, also die Herausarbeitung unterschiedlicher Bodenschichtungen sein.

Die im Rahmen dieser Arbeit verwendeten Radargramme entstanden in unterschiedlichen Messkampagnen, deren Aufgabenstellungen einmal die Detektion von Störkörpern im Boden und zum anderen das Auffinden von Brunnenschächten beinhalten.

Diese Aufgabenstellungen legen sowohl hohe Anforderungen an die einzusetzenden Antennen zur Durchdringung des Bodens an, als auch an die Auswertungsroutinen der Radargramme, da sich das Auflösungsvermögen des GPR-Antenne je nach Bodenbeschaffenheit und der Tiefe der zu detektierenden Objekte derart reduziert, dass einem Auswertealgorithmus nur sehr wenig Information zur anschließenden Analyse der Daten zur Verfügung steht. Der im Rahmen dieser Arbeit entwickelte Auswertealgorithmus muss also in der Lage sein, auch in stark verrauschten visuellen Szenarien die Übergänge und Kanten von relevanten Strukturen zu detektieren.

Folgende Ausschnitte aus den Radargrammen wurden zur Analyse ausgewählt:

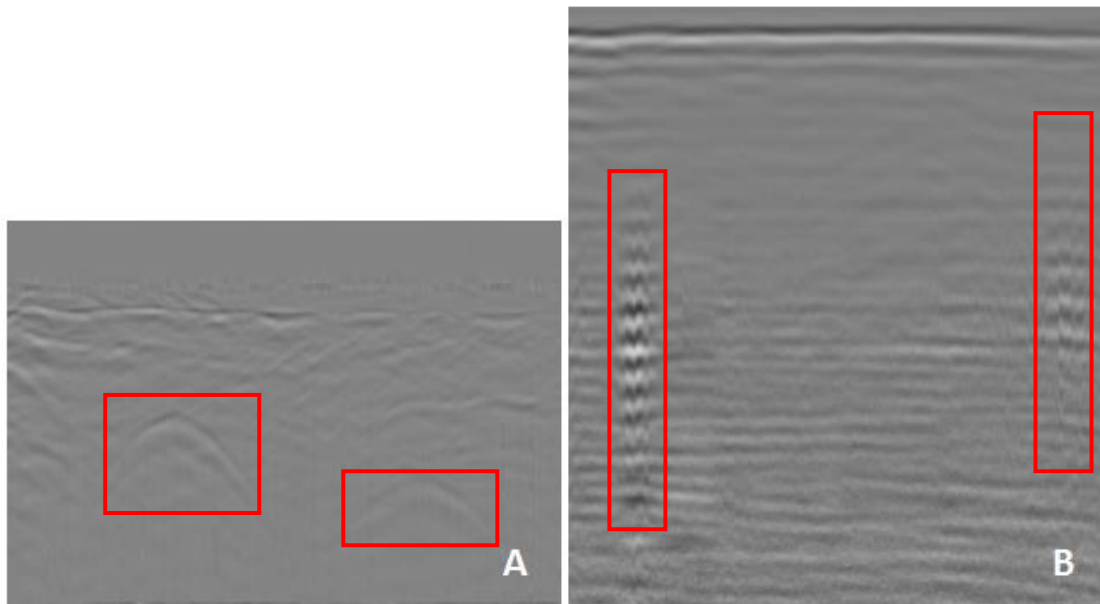


Abb. 98: Ausschnitte aus Radargrammen

Das in Abbildung 98 links gezeigte Radargramm soll hinsichtlich der darin enthaltenen Hyperbeln analysiert werden. Ziel ist hier also die Unterdrückung aller Hintergrundinformation, um die Hyperbeln an sich als Nutzsignal für eine sich der Vorverarbeitung anschließende Phase der Objektidentifikation klarer herauszustellen.

Im ersten Schritt wird eine Analyse mittels eines 7x7 Surroundpixels und einem Centerpixel großen rezeptiven Feldes durchgeführt, dessen Ergebnis in Abbildung 99 rechts dargestellt ist.

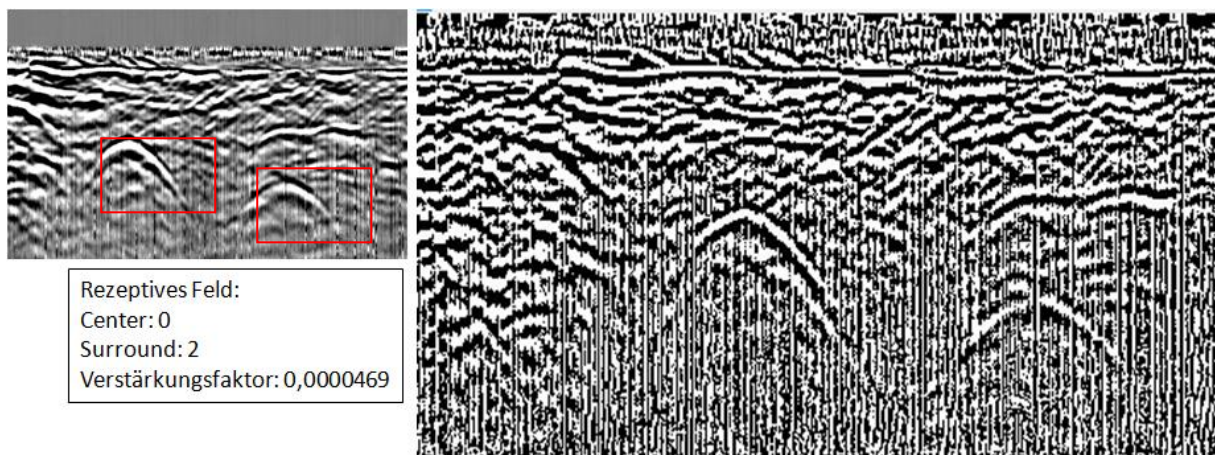


Abb. 99: Beispiel „Hyperbel“, links: Original und Einstellungen des Analysers, rechts: Auswertung mittels Analyser, Grundeinstellung bei Auswahl des rezeptiven Feldes 7x7 Surroundpixel, ein Centerpixel

Wie das Analysebild zeigt, treten die Hyperbeln zwar klar hervor, allerdings auch alle anderen Strukturen des Untergrundes. Da diese Strukturen meist waagerecht verlaufen, versuche ich in einem nächsten Schritt diese waagerechten Linien mittels asymmetrischer rezeptiver Felder zu eliminieren.

Zur besseren Veranschaulichung des Effektes der asymmetrischen rezeptiven Felder wähle ich daher zunächst ein symmetrisches rezeptives Feld, das die Ausmaße von 11x11 Surroundpixeln und 7x7 Centerpixeln aufweist. Der Center ist im Vergleich zum Surround relativ hoch gewählt, damit kleinere Störeinflüsse – also Strukturen im Radargramm, die z.B. von kleinen Steinen erzeugt werden – bereits in diesem Schritt eliminiert werden. Das Ergebnis dieser Analyse ist in Abbildung 100 oben rechts zu sehen. Anhand der Abbildung zeigt sich, dass bereits durch die Wahl eines relativ großen Centers viele kleinere Störungen, die im Analysebild 99 noch enthalten sind, unterdrückt werden. Dieses Ergebnis wäre allerdings für einen anschließenden Objekterkennungsalgorithmus nicht ausreichend, da zu viele Störinformationen eine exakte Erkennung von Objekten erschweren.

Durch die Variation von lediglich einer Einstellung, nämlich der Reduzierung des y-Koordinatenwertes des Surrounds um einen Pixel, gelingt es im nächsten Schritt, ein asymmetrisches rezeptives Feld zu erzeugen, dass eine Unterdrückung der waagerechten Information realisiert. Im Ergebnisbild (Abbildung 100 Mitte) sieht man deutlich, dass die dominierenden horizontal verlaufenden Strukturen im oberen Bereich des Radargramms vollständig verschwinden, ebenso wie die oberhalb und neben den Hyperbeln befindlichen Verläufe. Die Hyperbeln treten dadurch klarer hervor und sind einer nachfolgenden Objekterkennung wesentlich besser zugänglich.

Die Wahl eines kleineren rezeptiven Feldes führt also dazu, dass auch filigranere Strukturen im Analysebild erscheinen, die Hyperbeln aber klarer hervortreten. Um den störenden kleinen Strukturen entgegenzuwirken, hat sich im Laufe der Experimente gezeigt, dass es Zielführend ist, in diesen Fällen den Verstärkungsfaktor herabzusetzen – das Bild wird also unterbelichtet und dadurch schwache Informationsanteile unterdrückt (s. Abbildung 100 unten). Dies ist allerdings ein Hilfsmittel, das mit der Funktionsweise des entwickelten Algorithmus nicht zusammenhängt.

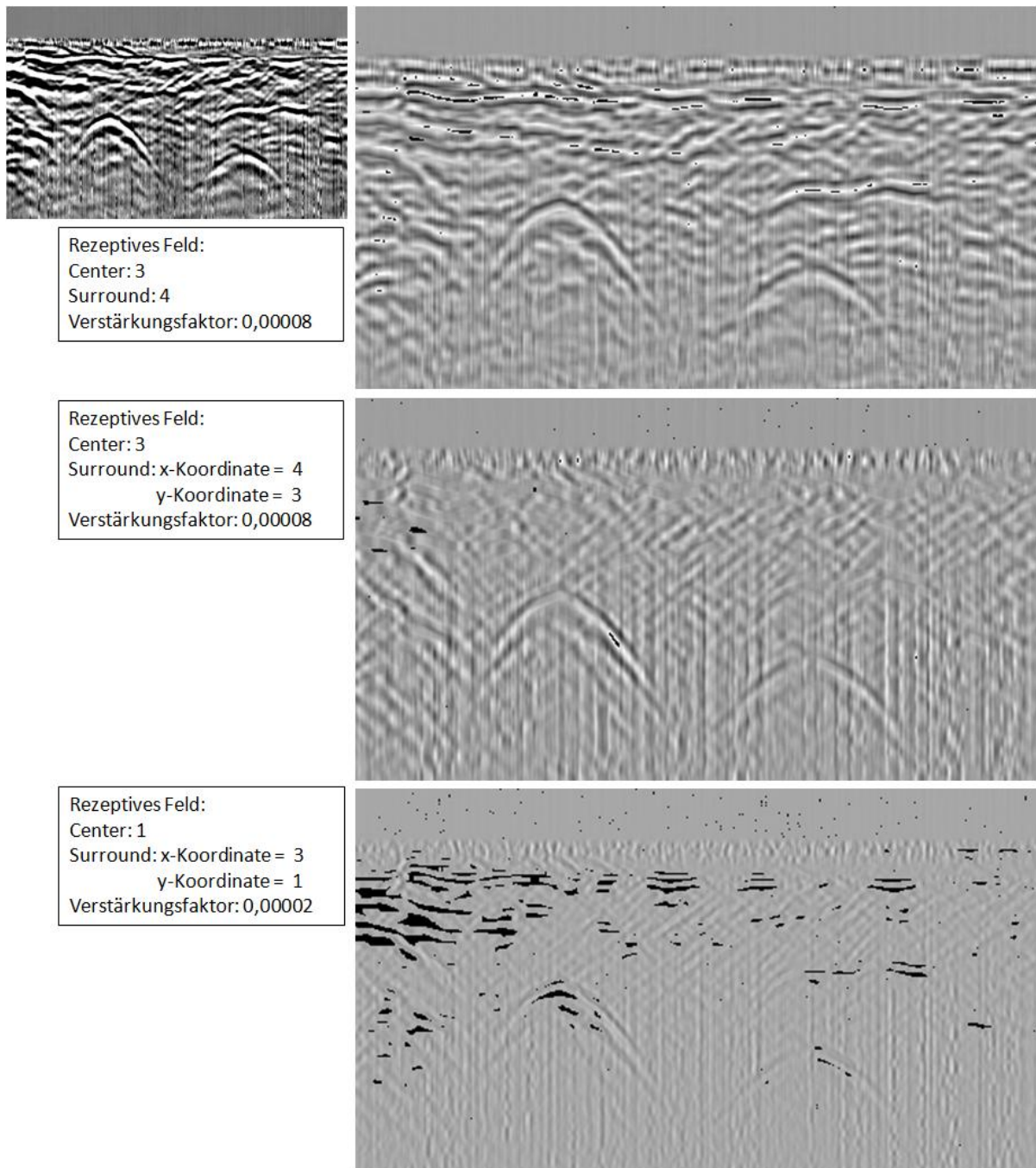


Abb. 100: Beispiel „Hyperbel“, links: Original und Einstellungen des Analysers, rechts oben: Auswertung mittels Analyser, Grundeinstellung bei Auswahl des rezeptiven Feldes 11x11 Surroundpixel, 7x7 Centerpixel, rechts Mitte: Auswertung mittels Analyser, Grundeinstellung bei Auswahl des rezeptiven Feldes 11x9 Surroundpixel, 7x7 Centerpixel, rechts unten: Auswertung mittels Analyser, Grundeinstellung bei Auswahl des rezeptiven Feldes 9x5 Surroundpixel, 3x3 Centerpixel

In einem nächsten Schritt sollen auch die ON-OFF-Pfade unter Verwendung unterschiedlicher Größen von rezeptiven Feldern dargestellt werden. Das Analysebild in Abbildung 101 oben zeigt das Ergebnis mittels eines relativ kleinen rezeptiven Feldes (Surround 9x7 Pixel), aber

ein im Verhältnis dazu großen Centers (5x5 Pixel), während das rezeptive Feld in der Abbildung unten mit 23x9 Surroundpixeln und 5x3 Centerpixeln relativ groß ist, aber der Center verhältnismäßig klein.

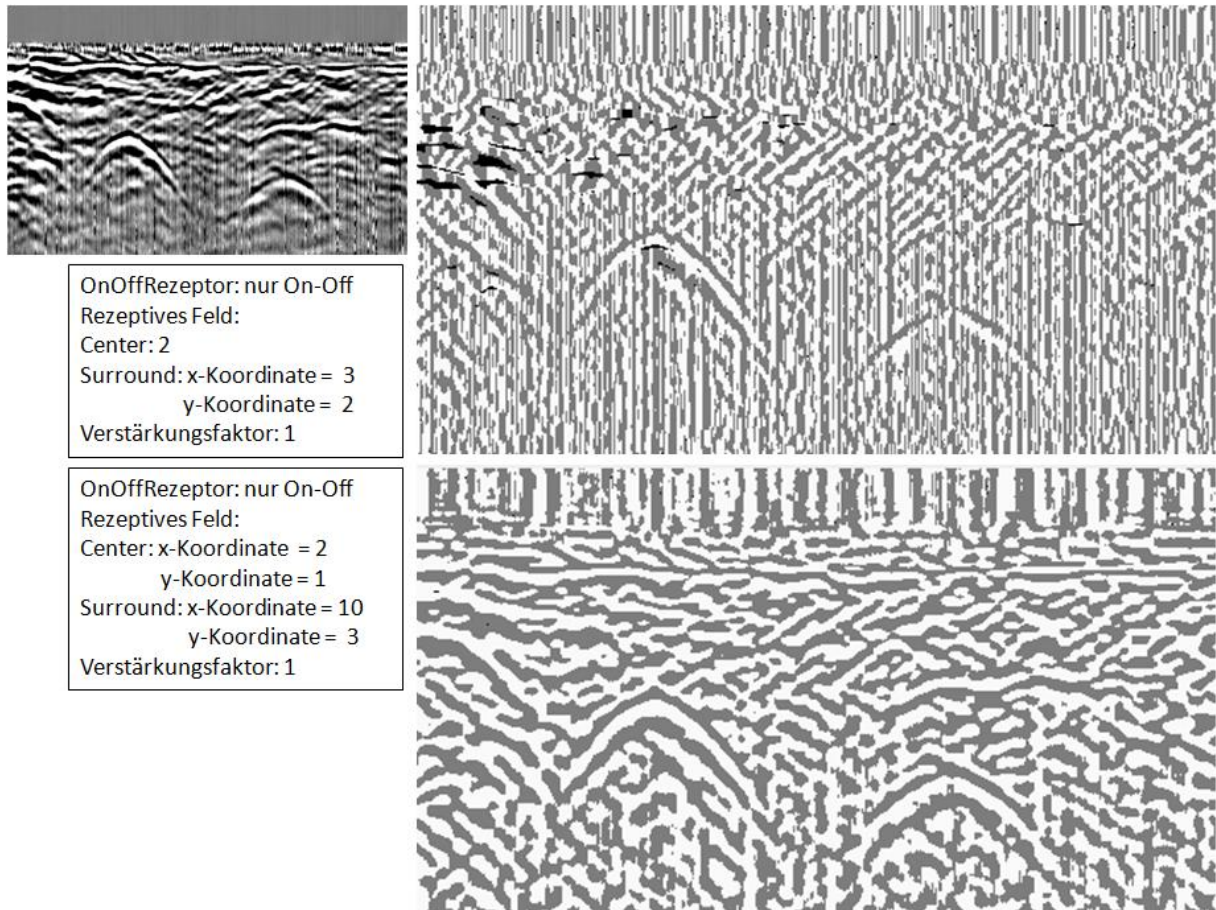


Abb. 101: Beispiel „Hyperbel“, links: Original und Einstellungen des Analysers, rechts oben: Auswertung mittels Analyser, Darstellung der ON-OFF-Pfade bei Auswahl des rezeptiven Feldes 9x7 Surroundpixel, 5x5 Centerpixel, rechts unten: Auswertung mittels Analyser, Darstellung der ON-OFF-Pfade bei Auswahl des rezeptiven Feldes 23x9 Surroundpixel, 5x3 Centerpixel

Als Ergebnis lässt sich auch hier festhalten, dass eine Unterdrückung der waagerechten Informationsanteile gut gelingt, so dass eine anschließende Objekterkennung Erfolg versprechend ist.

Das folgende Radargramm in Abbildung 102 links beinhaltet die Aufgabenstellung der Erkennung von vertikalen Strukturen, die den Verlauf eines Schachtes repräsentieren.

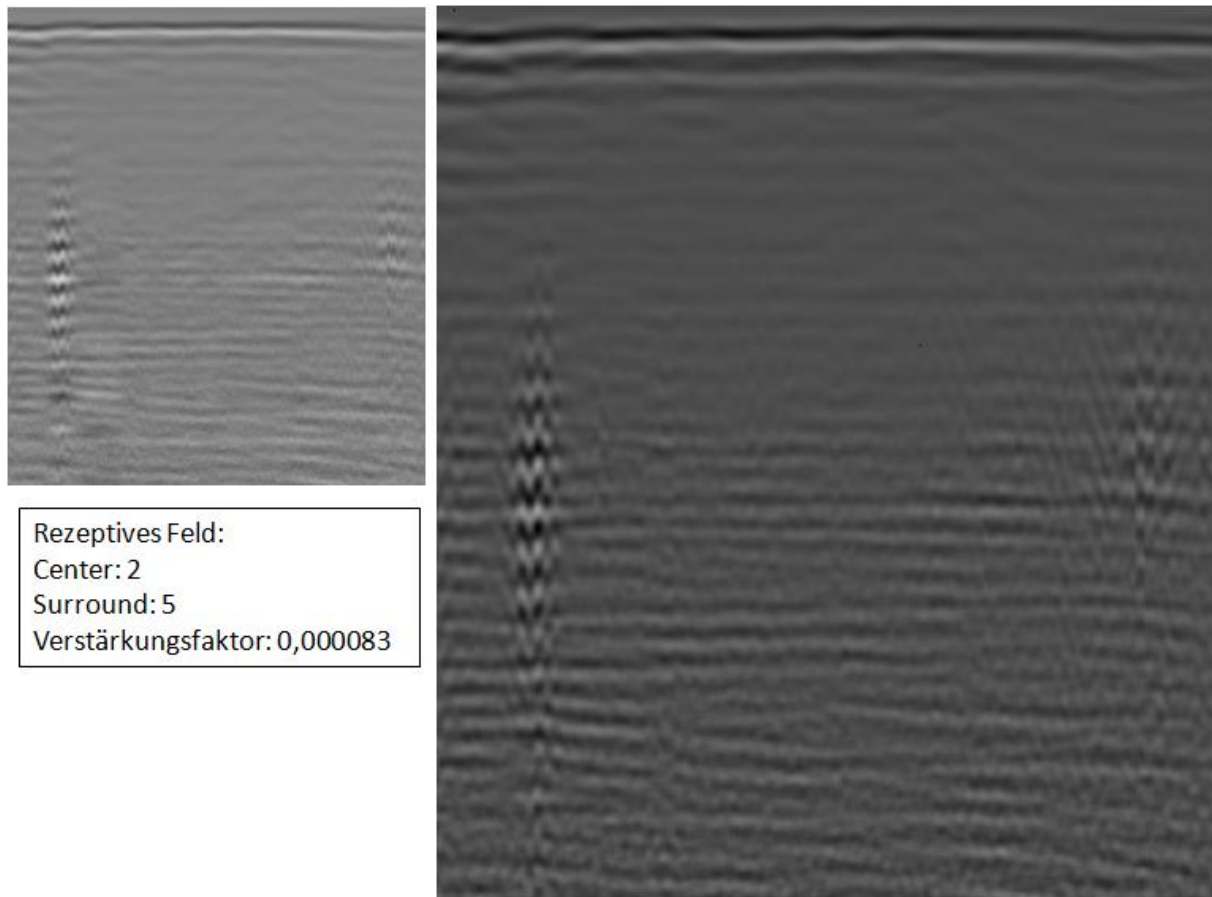


Abb. 102: Beispiel „Schacht“, links: Original und Einstellungen des Analysers, rechts: Auswertung mittels Analyser, Grundeinstellung bei Auswahl des rezeptiven Feldes 13x13 Surroundpixel, 5x5 Centerpixel

Das Analysebild in Abbildung 102 rechts zeigt, dass die Strukturen deutlich hervorgehoben werden, aber trotz der Einstellung eines relativ großen Center- und Surroundbereiches ist eine Reduzierung der irrelevanten Hintergrundinformation nicht zu erkennen.

Daher greife ich auch hier auf die asymmetrisch ausgerichteten rezeptiven Felder zurück, um die horizontal ausgerichteten Störanteile zu eliminieren. Durch die Reduzierung der y-Koordinate auf 7 Pixel im Surround erhalte ich ein asymmetrisches rezeptives Feld, das eine Rauschunterdrückung gewährleistet, wie sie in Abbildung 103 rechts dargestellt ist.

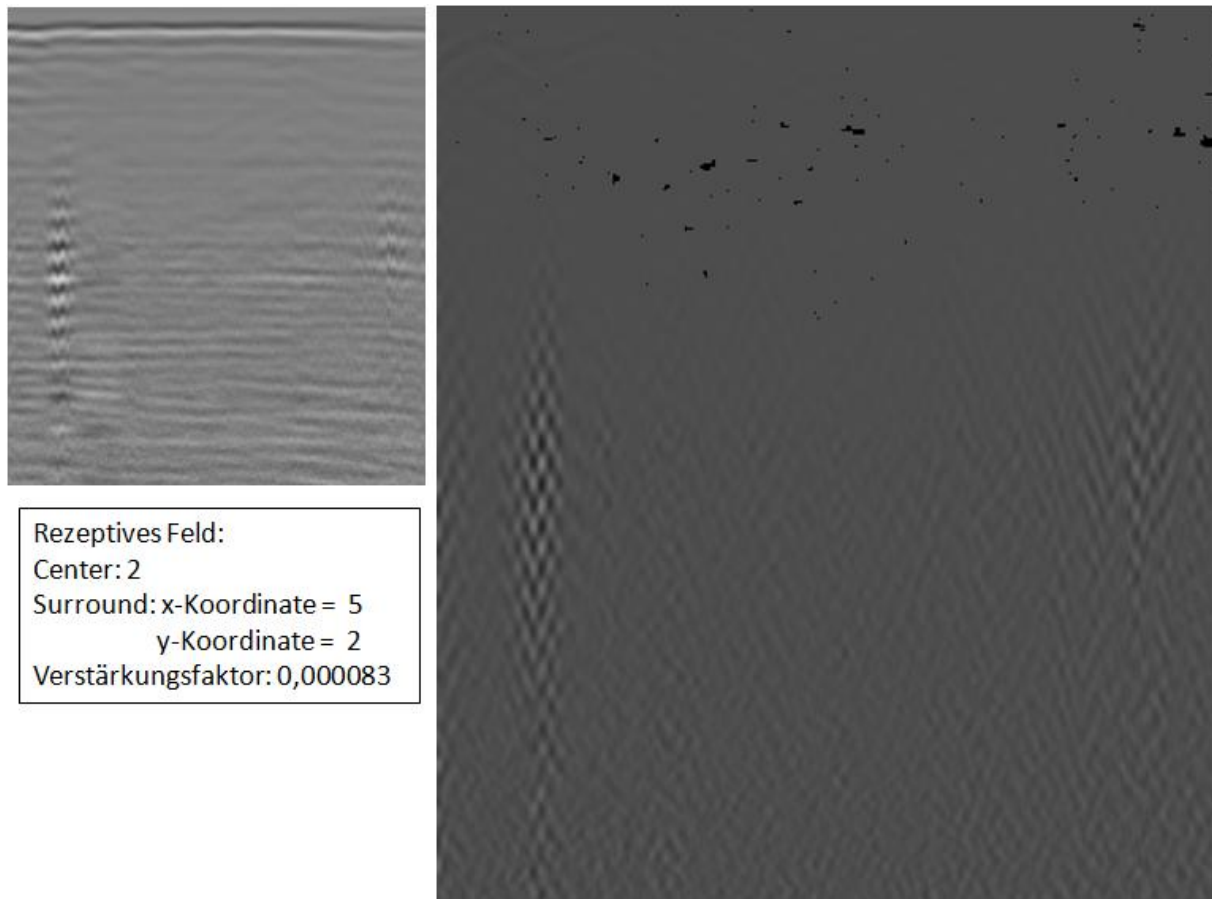


Abb. 103: Beispiel „Schacht“, links: Original und Einstellungen des Analysers, rechts: Auswertung mittels Analyser, Grundeinstellung bei Auswahl des rezeptiven Feldes 13x7 Surroundpixel, 5x5 Centerpixel

Sehr deutlich wird hier der Effekt der Asymmetrie visualisiert. Alle waagerechten Linien wurden aus dem Bild entfernt, einschließlich der Linien im oberen Bereich des Bildes, die aufgrund der Reflexionen der Bodenoberfläche entstanden sind. Durch diese dargestellte Vorgehensweise sind nun die Verläufe der beiden Schächte links und rechts im Bild deutlich von der Hintergrundstruktur zu unterscheiden und einer Detektion sehr gut zugänglich.

Abschließend kann für das Anwendungsbeispiel der GPR-Analyse festgehalten werden, dass sich mittels des entwickelten Verfahrens der Potential-orientierten Analyse von Bilddaten eine sehr gute und effektive Rauschunterdrückung realisieren lässt, die vor allem auf der Variabilität der rezeptiven Felder beruht. Aber nicht nur die Rauschunterdrückung, sondern auch die Kontur- und Verlaufserkennung kann hervorragend umgesetzt werden.

6.3.4 Medizinisches Bildmaterial

Um die Adaptionfähigkeit des Analyse-Tools auf andere Aufgabenstellungen zu überprüfen, wurden neben den Radargrammen auch medizinische Bilddaten analysiert, die u.a. Neuronen von einer Python zeigen (Abbildung 104A). Aufgabe war es hier, die Umrisse der einzelnen Neuronen zu detektieren. Abbildung 104B zeigt einen Schnitt durch den Hypothalamus eines Mäusehirns, auf Abbildung 104C ist das intermediäre Filament im Hirngewebe zu erkennen. Diese beiden Abbildungen sollen ebenfalls hinsichtlich der Konturerfassung der Neuronen untersucht werden.

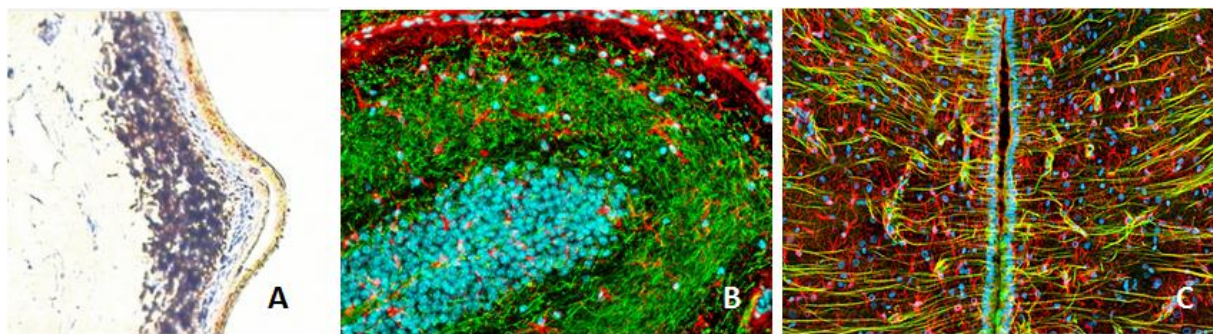


Abb. 104: Medizinisches Bildmaterial [62][51, freigegeben von Molecular Expressions at Florida State University] [50, freigegeben von Molecular Expressions at Florida State University]

Die Bildanalyse ist in der Medizin ein wichtiger Bestandteil für die Diagnose und anschließende Behandlung von Patienten und erfolgt größtenteils auf Basis von numerischen Algorithmen. Dass der Potential-orientierte Ansatz auch in diesem Bereich gute Einsatzmöglichkeiten bietet, soll im Folgenden dargestellt werden.

Da das erste Beispielbild filigrane Strukturen beinhaltet, die zu detektieren sind, wähle ich zunächst ein kleines rezeptives Feld mit den Abmessungen im Surround von 7x7 Pixeln und 3x3 Pixeln im Center. Das Ergebnis wird aufgrund des farbigen Ausgangsbildes in der folgenden Abbildung 105 rechts ebenfalls farbig dargestellt.

Es zeigt sich, dass sich sowohl in dem Bereich, der im Original dunkel erscheint und auch in dessen Randbereich, kreisförmige Gebilde herauskristallisieren, die im Originalbild nicht erkennbar sind. Eine weitere Verstärkung der Herausarbeitung einzelner Objekte lässt sich erzielen, wenn das rezeptive Feld insgesamt größer und der Center sehr klein gewählt wird. Das Ergebnis sieht man in Abbildung 106 rechts.



Abb. 105: Beispiel „Python“, links: Original-Testbild und Einstellungen des Analysers, rechts: Auswertung mittels Analyser, Grundeinstellung bei Auswahl des rezeptiven Feldes 7x7 Surroundpixel, 3x3 Centerpixel

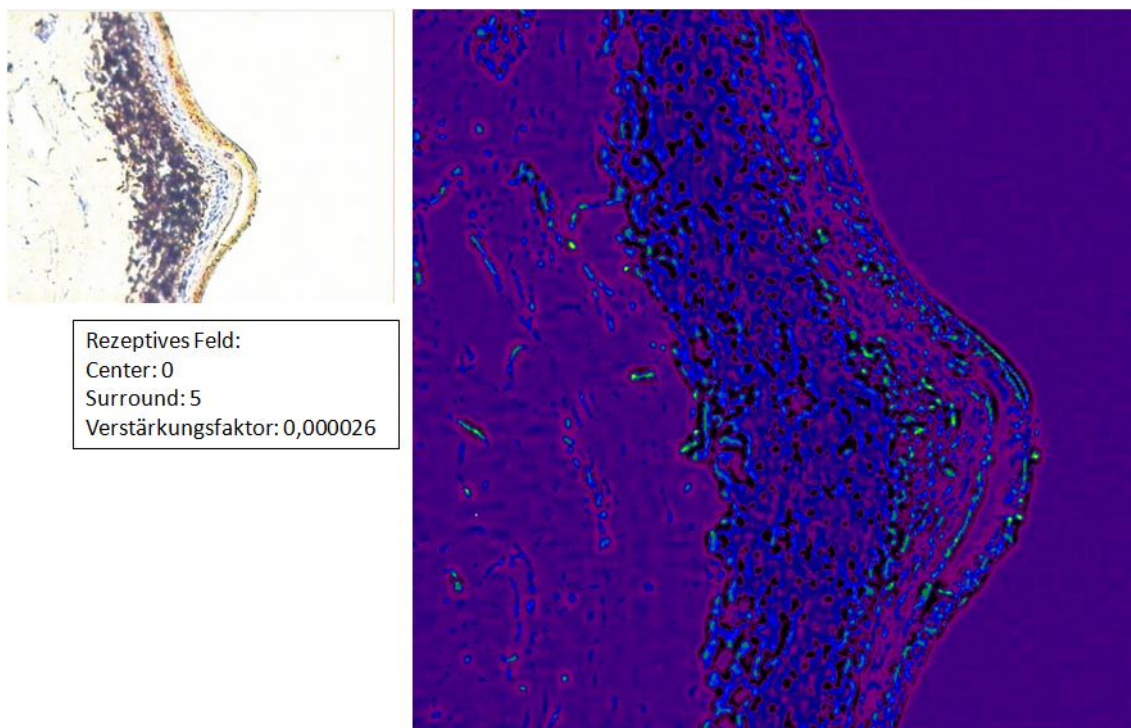


Abb. 106: Beispiel „Python“, links: Original-Testbild und Einstellungen des Analysers, rechts: Auswertung mittels Analyser, Grundeinstellung bei Auswahl des rezeptiven Feldes 13x13 Surroundpixel, ein Centerpixel

Wählt man das rezeptive Feld noch größer, verschwinden die einzelnen Objekte und es gelingt, einzelne Zellschichtungen herauszuarbeiten, wie in Abbildung 107 rechts dargestellt.

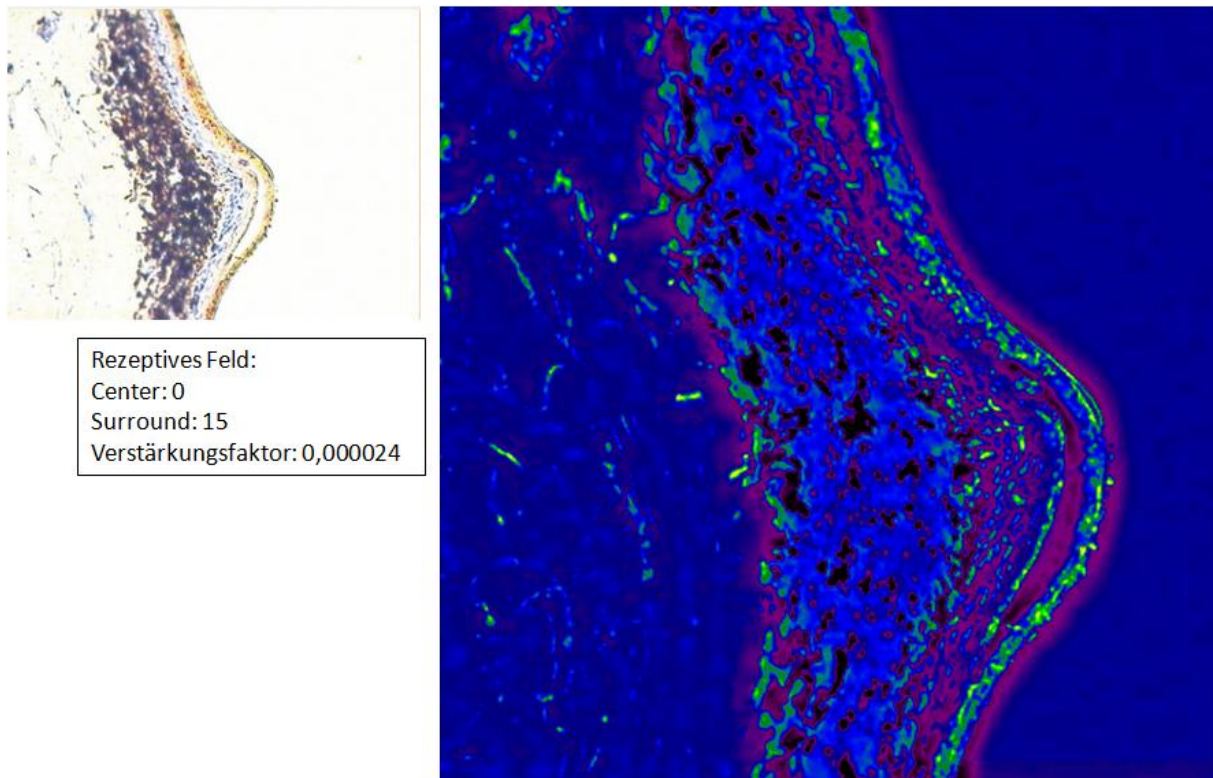


Abb. 107: Beispiel „Python“, links: Original-Testbild und Einstellungen des Analysers, rechts: Auswertung mittels Analyser, Grundeinstellung bei Auswahl des rezeptiven Feldes 33x33 Surroundpixel, ein Centerpixel

Mittels der Darstellung anhand der ON-OFF-Pfade gelingt die Separierung unterschiedlicher Zellschichtungen ebenfalls sehr gut, wie das Ergebnis in Abbildung 108 rechts belegt. Interessant ist an dieser Abbildung auch, dass das Trägermaterial des Gewebes, das in der Originalabbildung nicht zu erkennen ist, ebenfalls visualisiert wird und an einigen Stellen durch das Gewebe durchscheint.

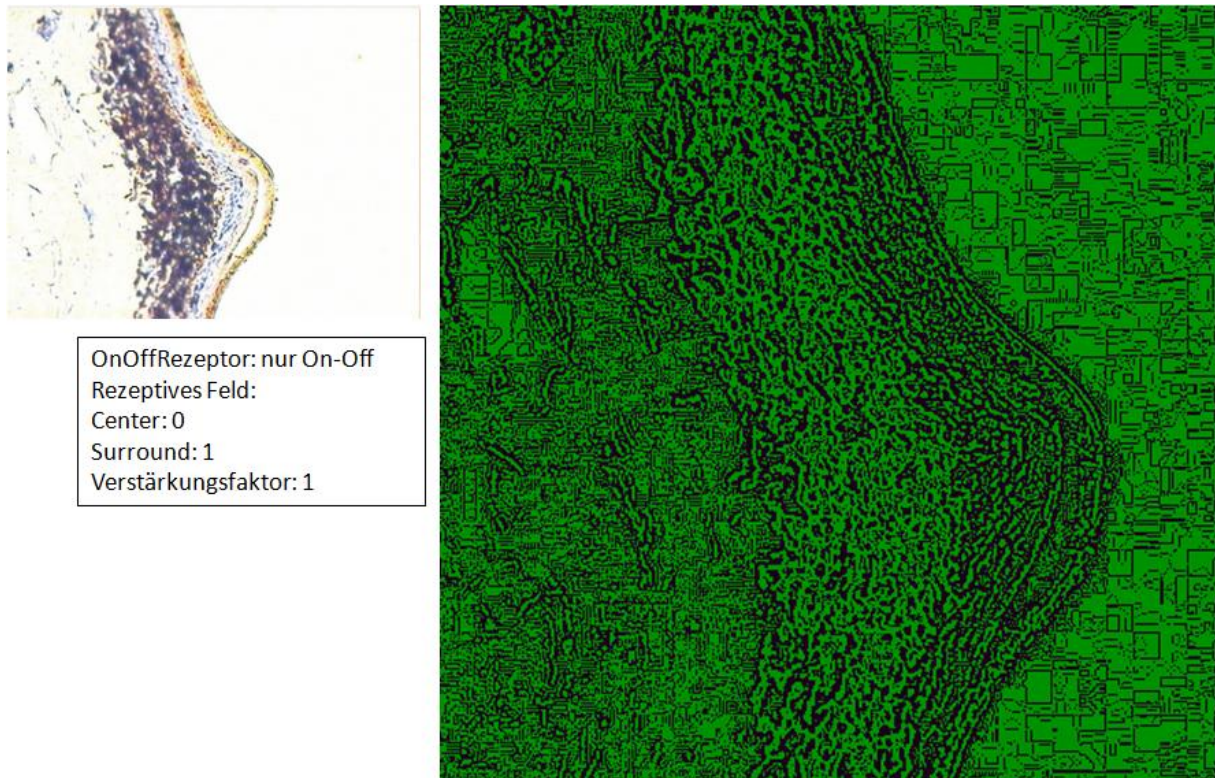


Abb. 108: Beispiel „Python“, links: Original-Testbild und Einstellungen des Analysers, rechts: Auswertung mittels Analyser, Darstellung der ON-OFF-Pfade bei Auswahl des rezeptiven Feldes 3x3 Surroundpixel, ein Centerpixel

Anhand der nächsten beiden Testbilder soll ebenfalls überprüft werden, ob sich eine Separierung der einzelnen Zellen und die Darstellung ihrer Umrisse realisieren lässt.

Dafür wurde in Abbildung 109 der Schnitt durch den Hypothalamus eines Mäusehirns und in Abbildung 110 das intermediäre Filament im Hirngewebe hinsichtlich dieser Aufgabenstellung analysiert.

Beide Abbildungen zeigen, dass es sehr gut gelingt, die Umrisse der einzelnen Zellen zu visualisieren, d.h. der Algorithmus hat die Konturen erfasst und korrekt separiert.

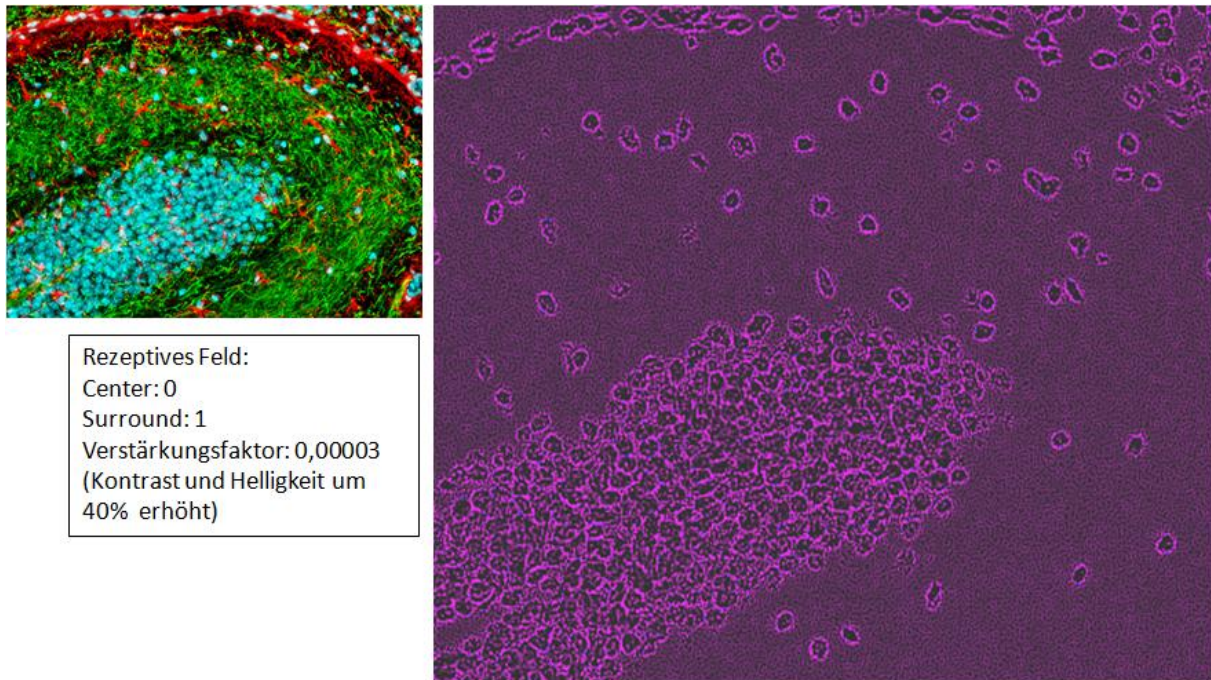


Abb. 109: Beispiel „Hypothalamus“, links: Original-Testbild und Einstellungen des Analysers, rechts: Auswertung mittels Analyser, Grundeinstellung bei Auswahl des rezeptiven Feldes 3x3 Surroundpixel, ein Centerpixel

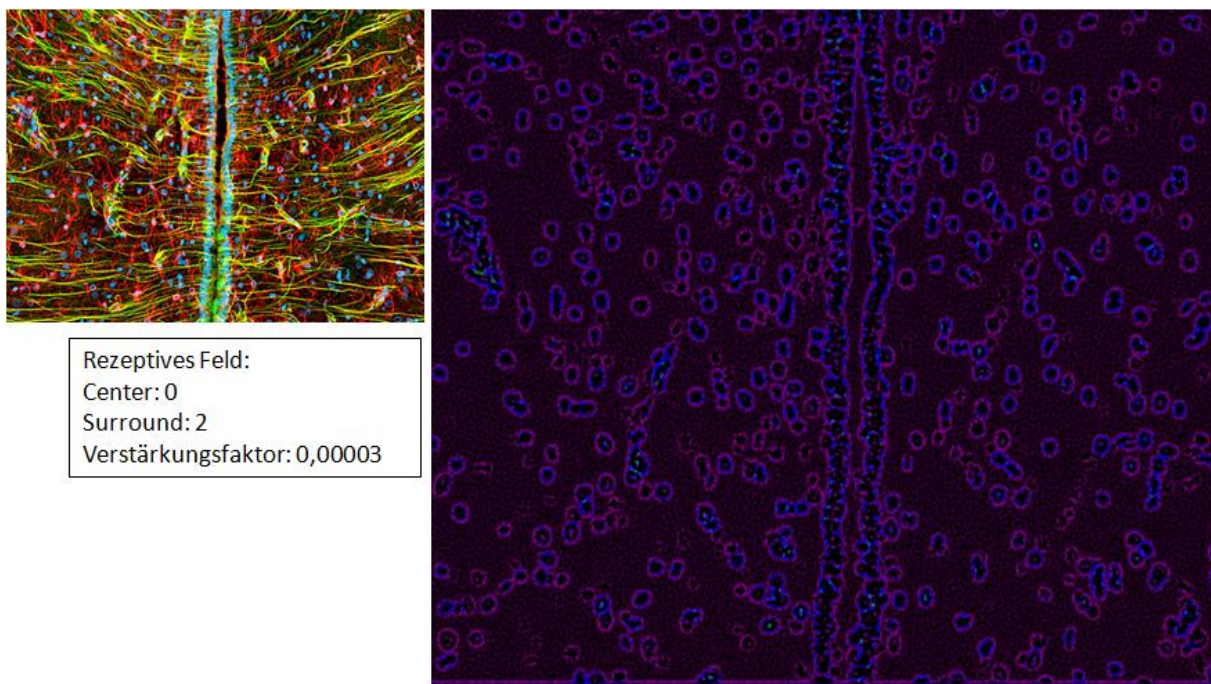


Abb. 110: Beispiel „Filament“, links: Original-Testbild und Einstellungen des Analysers, rechts: Auswertung mittels Analyser, Grundeinstellung bei Auswahl des rezeptiven Feldes 7x7 Surroundpixel, ein Centerpixel

Generell lässt sich festhalten, dass es mittels des Modells und seiner algorithmischen Umsetzung gelingt, Gewebestrukturen herauszuarbeiten und unterschiedliche

Gewebezusammensetzungen zu separieren. Dabei ist es unerheblich, um welche Art von Gewebe es sich handelt und welche Aufgabenstellung verfolgt wird.

In Übertragung dieser Ergebnisse auf großflächigere Strukturen und Gewebe sowie zur Evaluierung der generellen Anwendbarkeit des Analysers werden im Folgenden zwei weitere Beispielbilder analysiert. Abbildung 111 links oben zeigt eine Thorax-Aufnahme, in der die Lunge nebst Bronchialkarzinom (Pfeil) mittels Volume Rendering visualisiert wird [92]. Abbildung 112 links zeigt das Röntgenbild einer Unterarmfraktur [93]. Die Analyse dieser Bilder soll zeigen, dass eine Hervorhebung/Separierung des Karzinoms sowie der aufgenommenen Organe ebenso möglich ist, wie die Hervorhebung/Separierung von Knochen nebst des sie umgebenden Gewebes und einer Fraktur.

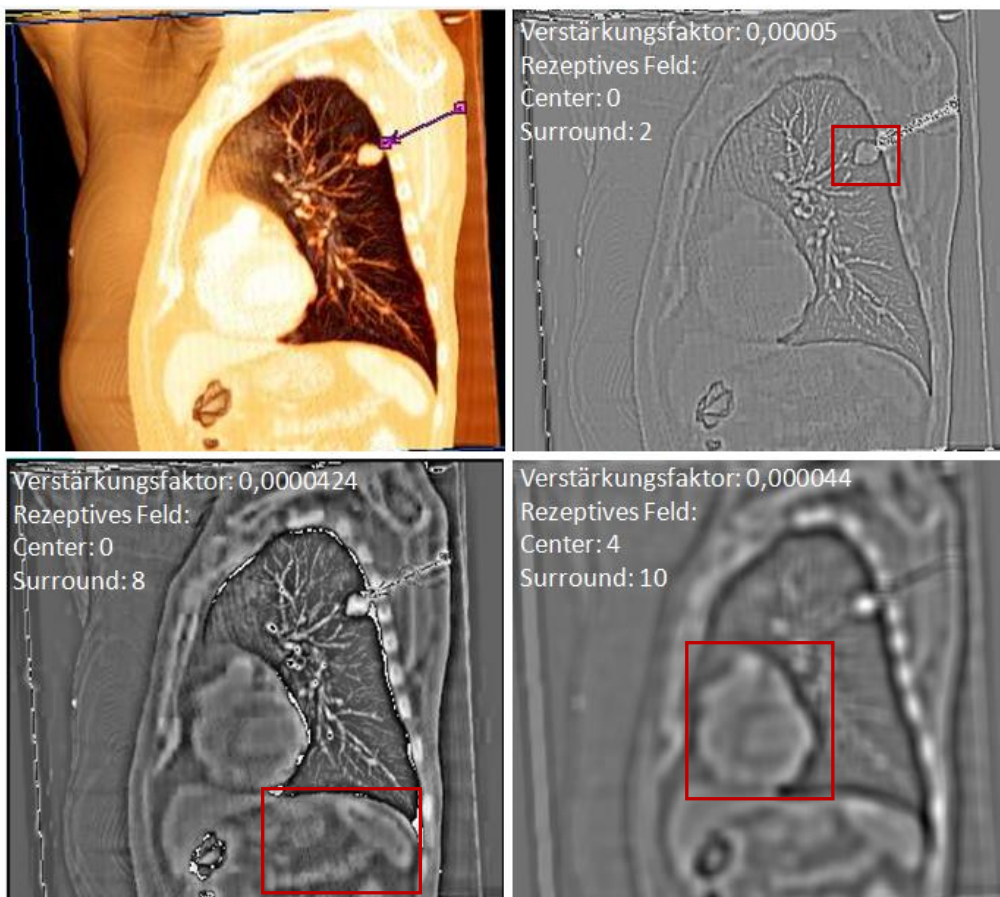


Abb. 111: Testbild „Thorax“, links oben: Original [92], rechts oben: Ergebnis der Auswertung mittels Analyser, Grundeinstellung bei Auswahl des rezeptiven Feldes 7x7 Surroundpixel, ein Centerpixel, links unten: Ergebnis der Auswertung mittels Analyser, Grundeinstellung bei Auswahl des rezeptiven Feldes 19x19 Surroundpixel, ein Centerpixel, rechts unten: Ergebnis der Auswertung mittels Analyser, Grundeinstellung bei Auswahl des rezeptiven Feldes 23x23 Surroundpixel, 9x9 Centerpixel

In allen drei Ergebnisbildern aus Abbildung 111 kann das Karzinom deutlich von dem umgebenen Gewebe separiert werden. Die Auswahl eines kleinen rezeptiven Feldes (oben rechts) ermöglicht eine exakte Nachverfolgung der Karzinomumrisse, während die Auswahl von großen rezeptiven Feldern (unten) darüber hinaus zu einer besseren Separierung der einzelnen dargestellten Organe deren Bestandteile führt.

Die Darstellung des Auswertergebnisses vom Testbild „Fraktur“ zeigt sehr deutlich, dass durch die Auswahl eines großen rezeptiven Feldes (Mitte) eine 3-dimensionale Darstellung der Knochen ermöglicht wird, welche die Bruchstelle signifikant besser hervorhebt. Im Vergleich zum Originalbild wird der unscharfe Eindruck in eine klar strukturierte Darstellung überführt, so dass Gewebe und Knochen deutlich voneinander separiert werden können. Ein ähnlicher Effekt wird durch die Auswahl eines asymmetrischen rezeptiven Feldes erzielt (Abbildung 112 rechts).

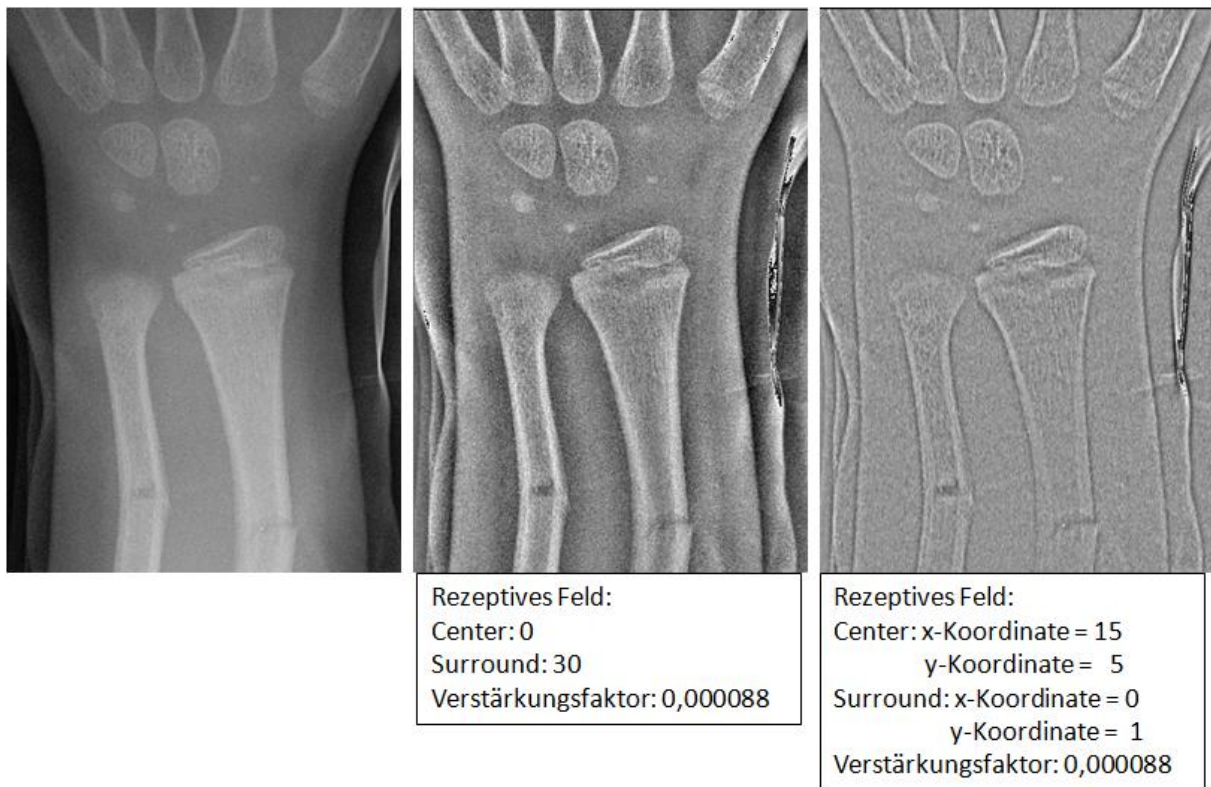


Abb. 112: Testbild „Fraktur“, links Original [93], Mitte: Ergebnis der Auswertung mittels Analyser, Grundeinstellung bei Auswahl des rezeptiven Feldes 63x63 Surroundpixel, ein Centerpixel, rechts: Ergebnis der Auswertung mittels Analyser, Grundeinstellung bei Auswahl eines asymmetrischen rezeptiven Feldes 33x13 Surroundpixel, 1x3 Centerpixel

Es zeigt sich also, dass der Analyser nicht nur in der Lage ist, Gewebestrukturen herauszuarbeiten, sondern auch größere Bereiche, wie Organe, Tumore, Knochen sowie zugehörige Frakturen.

Mittels dieses neuen Ansatzes könnten also vielfältige Aufgaben der medizinischen Bildverarbeitung wie die Segmentierung von Organen zur Bestimmung der physikalischen Größe oder die Segmentierung von Tumoren zur Definition der Zielregion und Planung von Behandlungen bearbeitet werden. Das neue Modell und sein Algorithmus stellen somit einen sehr guten Ansatz dar, die Unzulänglichkeiten der klassischen Verfahren – nämlich die Wahl der Analysemethode je nach Ziel- und Aufgabenstellung – aufzuheben und ein generelles Verfahren für die medizinische Bildverarbeitung zu entwickeln.

E. Diskussion und Ausblick

7. Diskussion

In der vorliegenden Arbeit wurde ein mathematisch simples, jedoch in seiner Anwendung auf die visuelle Signalverarbeitung und –interpretation hoch effizientes Modell hergeleitet und anhand von diversen Beispielen evaluiert.

Den aktuellen neurobiologischen Grundlagen des Lichtsinns folgend konnten generelle retinale Prozess bzgl. der Rauschunterdrückung, Kontrastverstärkung und Kantendetektion identifiziert werden und in einem C++-basierten Algorithmus modellmäßig umgesetzt werden. Wie sich dabei zeigte, ist dieser Algorithmus frei von derzeit verwendeten – oft numerisch aufwändigen – Standardverfahren der Bildverarbeitung, bilden doch simple (neuartige) Neuronenstrukturen und die durch sie evozierte Aktivität mittels definierter Potentialstrukturen seinen relevanten Rechenkern, welcher nur aus wenigen Zeilen Programmcode besteht. Somit wird aber eine schnelle und robuste Analyse auch von umfangreichen Bilddaten ermöglicht.

Wie gezeigt wurde, liegen die Grundvoraussetzungen bzw. Grundannahmen des (bionischen) Algorithmus in zwei kybernetischen Modellansätzen zur biologischen (neuronalen) Informationsverarbeitung, da erst die Grundannahme, dass in eine materielle Trägerstruktur einfließende Information bedeutungstragende Aktivitätsmuster hervorruft, eine nicht-numerische Definition einer Signalanalyse/-erkennung ermöglicht.

Das in dieser Arbeit hergeleitete und verifizierte Modell beschränkt sich dabei im ersten Ansatz darauf zu definieren, dass der Begriff der Information einer Strukturveränderung in einem Bild entspricht, da sich nur in diesem Fall eine zeitliche und/oder räumliche Veränderung eines Aktivitätsmusters bzw. einer Trägerstruktur ergibt. Der so gewählte Ansatz bedingt aber, dass – abweichend von der Theorie der klassischen künstlichen neuronalen Netze – nunmehr eine die Analyse vollziehende Potentialstruktur der Neuronentypen in den Vordergrund tritt und nicht wie früher die Summe aller Aktivitäten, die in ein Neuron einfließen. Damit wurde aber ein neuer Ansatz der Signalanalyse definiert.

Erarbeitet wurde dieser Ansatz mittels des 3-Segmente-Modells zur Informationsverarbeitung von Lichtreizen in den Photorezeptoren, welches die Integration der direkten (durch das einfallende Licht auf die Retina) und der lateralen (von den Horizontalzellen kommenden)

Informationen zu einem modifizierten Input, welcher über zwei separate Pfade auf die ON- und OFF-Bipolarzellen übertragen wird, beschreibt.

Es folgt aus diesem Modellansatz, dass die Reaktion, die entweder von der ON-*oder* der OFF-Bipolarzelle erfolgt, implizit die Information enthält, ob ein heller Pixel vor dunklem Hintergrund oder ein dunkler Pixel vor hellem Hintergrund betrachtet wird und dies völlig unabhängig von der tatsächlichen Lichtintensität des betrachteten Pixels (Lichtflecks auf der Retina). Da sich allein aufgrund der neuronalen Verschaltungen in den rezeptiven Feldern eine Separierung dieser beiden Informationspfade an einem heller-dunkler Übergang automatisch ergibt, erfolgt hier wiederum per se die Definition für die Detektion einer Veränderung in einem Bild (z.B. an einer Kante).

Der Vorteil dieser automatischen Separierungen zeigt sich gravierend in Bildern, die nicht einem zufälligen Rauschen unterliegen, sondern einen rampenförmigen Anstieg im Helligkeitsverlauf zeigen (s. Abbildung 113, A1). Verwendet man hier (klassische) Standardverfahren der Bildverarbeitung müssen bei der Wertebereichsnormierung die Schwellenwertparameter für unterschiedliche Bereiche des Bildes definiert werden, damit z.B. bei der Anpassung des Histogramms (s. Kapitel 4.1.1) keine Information verloren geht [1][56][66]. Anders stellt sich diese Aufgabe mittels des in dieser Arbeit vorgestellten Algorithmus dar, ist doch eine Auswertung z.B. mit der Auswahl eines kleinen rezeptiven Feldes und der Verarbeitung rein in den ON-OFF-Pfaden nunmehr auch ohne vorherige Definition von Schwellenwertparametern möglich und führt zudem zu einer klaren Separierung der Zahlen vom Hintergrund (Abbildung 113, A2).

Eine weitere Schwierigkeit, der man bei Auswertungen mit Standardalgorithmen begegnet, liegt in der Detektion von Objekten, die ihrem Hintergrund im Bezug auf ihre jeweiligen Grauwertpegel sehr ähnlich sind und sich daher nur hinsichtlich ihrer Textur unterscheiden lassen (s. Abbildung 113, B1 und C1). Wie immer wieder diskutiert, scheitern viele Standardverfahren der Rauschunterdrückung an dieser Aufgabe, da die notwendige Umrechnung eines jeden Pixelwertes in Texturmerkmale nicht immer zum Erfolg führt [1][22][42]. Hingegen kann mittels des Potential-orientierten Ansatzes dieser Schwierigkeit dadurch begegnet werden, dass ein großes symmetrisches oder auch asymmetrisches rezeptives Feld gewählt wird, um damit die pixelmäßige Ausdehnung der Ziffer mit der Größe des rezeptiven Feld-Centers zu erfassen, damit eine möglichst optimale Eliminierung von störenden Rauscheinflüssen erzielt wird (s. Kapitel 5.2). Dass dieses Verfahren Ziel führend

ist, erkennt man im Ergebnisbild (Abbildung 113, B2), ist eine Hervorhebung der Ziffern vom Hintergrund doch nunmehr auch ohne vorherige Berechnung von Texturmerkmalen möglich.

Bemerkung: Zur Separierung der Ziffer in Abbildung C1 wurde bewusst ein asymmetrisches rezeptives Feld gewählt, um horizontale Linien für die Auswertung zu eliminieren. Wie Abbildung C2 ferner zeigt, führt hier die Auswahl eines kleinen rezeptiven Feldes zu einer exakten Separierung der Ziffer vom Hintergrundmuster.

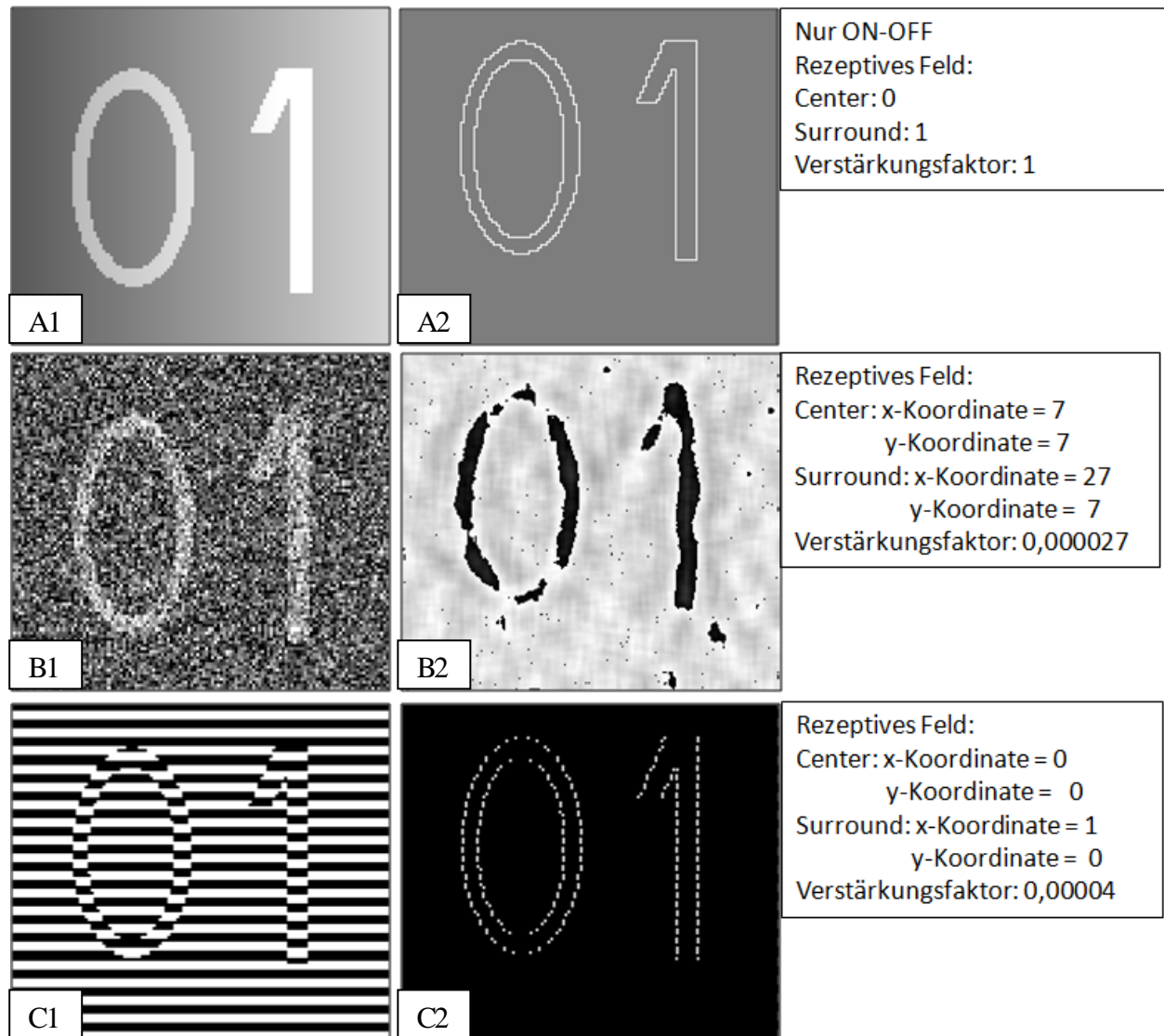


Abb. 113: Beispiele [1] und Auswertung von klassischen Problembildern der Standardbildverarbeitungs-Algorithmen

Es ergibt sich damit aus dem Modell, dass es hinsichtlich der Rauschunterdrückung irrelevant ist, um welche Art von Rauschen es sich handelt. Heißt: Der gewählte Potential-orientierte Algorithmus benötigt weder eine vorherige Eingabe von Schwellwerten, eine Berechnung von Texturmerkmalen oder spezielles Vorwissen bzgl. zu detektierender Objekte. Er agiert rein

aufgrund der vorliegenden Potentialgradienten und separiert die Informationen automatisch in ON-und OFF-Pfade.

Ein weiterer Vorteil, der sich durch die Anwendung des Potential-orientierten Modells ergibt, ist die im beschriebenen Verarbeitungsschritt implizit enthaltene Bildverbesserung, also die deutlichere Hervorhebung von Strukturen, und die Merkmalsextraktion, also die Segmentierung der Bilddaten sowie die Detektion von Kanten. Dieser Effekt wurde anhand vieler Beispiele im vorherigen Kapitel (s. Kapitel 6.3) ausführlich beschrieben.

Dass klassische Verfahren der Bildverarbeitung mit den Problemfällen Schwierigkeiten haben, zeigen die Auswertungen in Abbildung 114.

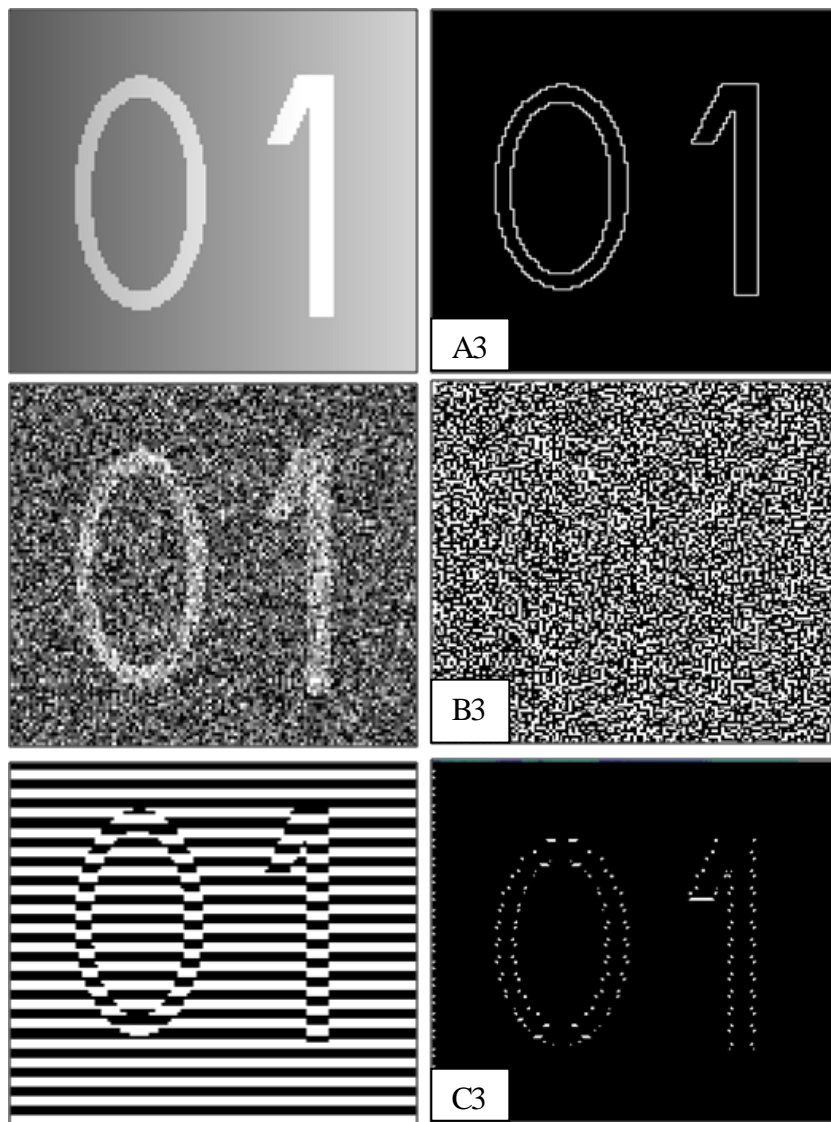


Abb. 114: Auswertung von klassischen Problembildern der Standardbildverarbeitungsalgorithmen mittels Laplace-Filter 3x3 (8-er Nachbarschaft)

Die Ausgabebilder A3 und C3 zeigen zwar ähnliche Ergebnisse wie die des Potential-orientierten Verfahrens, konnten aber nur dadurch realisiert werden, dass eine starke Wertebereichsnormierung erfolgte. Trotzdem gelingt in C3 lediglich eine sehr schlechte Separierung und Herausarbeitung der Objektkante. Für B3 ließ sich aufgrund der sehr ähnlichen Grauwertpegel mittels des Laplace-Operators kein Ergebnis erzielen, das eine Hervorhebung der Kanten zeigte. Ein ähnlich schlechtes Ergebnis wurde mittels des Sobel-Operators erzielt. In diesen Fällen wäre es also sinnvoll vor der Kantendetektion spezielle Rauschfilter einzusetzen bzw. unterschiedliche Kantenfilter zu kombinieren oder mehrfach anzuwenden.

An diesen Beispielen zeigt sich nochmal deutlich der Vorteil der variabel einstellbaren Größe der rezeptiven Felder, die eine gleichzeitige Rauschminimierung und Kantendetektion ermöglichen.

Es sei nochmals darauf hingewiesen, dass – anders als in dem erarbeiteten Modell – klassische Bildanalyseverfahren neben (oft komplexen) numerischen Methoden zur Segmentierung von Bildinformationen (s. Kapitel 4.1.2) zwar auch auf neuronale Netze zurückgreifen, diesen aber eine völlig unterschiedliche Struktur Informationsdefinition zugrunde liegt. Diese Struktur bedingt, dass zur Auslegung der neuronalen Netze eine große Menge von Trainingsdaten notwendig ist, welche die erkenntnis- und detektionsrelevanten Strukturen definieren (z.B. Kanten oder auch vollständige Objekte). Damit unterliegt eine Analyse von Daten aber immer einem definierten Vorwissen über das zu analysierende Datenmaterial. Dies kann und hat oft zur Folge, dass per definitionem hochdimensionale Eingaberäume entstehen, die eine (semi-) automatische Auswertung erschweren bzw. aufgrund der Tatsache, dass sie nicht alle relevanten Informationen in einem Bild abdecken zu unvollständigen und /oder Fehlklassifikationen führen [11]. Somit kann festgehalten werden, dass trotz des Einsatzes neuronaler Netze – als konditionierbarer und unscharf agierender Kategorisierer – die Verarbeitung von Informationen, wie sie von der Natur vollzogen werden, bis dato nur bedingt algorithmisch umgesetzt werden, wird eine Segmentierung oder Kantendetektion in der Natur doch nicht aufgrund von Lernprozessen, sondern mittels simpler (und genetisch definierter) neuronaler Verschaltungen in der Retina bzw. in den visuellen Arealen des Cortexes vollzogen.

Damit folgt aber, dass bisher eingesetzten numerischen Verfahren bei der Bewältigung der unterschiedlichen Aufgaben der Rauschunterdrückung, Segmentierung, Kantendetektion und

Kontrastverstärkung im Vergleich zum Potential-orientierten Ansatz den großen Nachteil haben, dass sie speziell für die jeweilige Aufgabenstellung ausgewählte und teilweise konfiguriert werden müssen, wobei oft nicht gewährleistet werden kann, dass sie dann als Filter ausreichen, um zufriedenstellende Analyseergebnisse zu erzielen.

Das hier vorgestellte Potential-orientierte Verfahren beschränkt sich hingegen – und dies völlig unabhängig vom Ausgangsdatenmaterial und der Fragestellung – auf die Einstellung von drei variablen Parametern:

- Größe des rezeptiven Feldes,
- Wahl des Verstärkungsfaktors
- Anzeigeart (*Standard* oder *nur On-Off*),

Die hinter diesen Parametern liegenden Prozesse der biologischen Bildverarbeitung wurden in den letzten Jahrzehnten aufgrund der zunehmenden technischen Neuerungen schrittweise identifiziert, dass sie eine wie hier gezeigt universelle Bilddatenanalyse, eine universelle Rauschunterdrückung/Bildverbesserung und Merkmalsextraktion in *einem* Verarbeitungsschritt ermöglichen, ist allerdings eine völlig neue Erkenntnis. Andererseits hat sich wieder mal gezeigt, dass uns die Natur noch viele Blaupausen hinsichtlich des effizienten und effektiven Informationstransfers, der Informationsaufarbeitung, der Informationsdefinition und der Informationsinterpretation liefern wird.

8. Ausblick

Das in dieser Arbeit vorgestellte Modell beinhaltet derzeit die Verarbeitung der visuellen Informationen bis zu den evozierten Potentialen auf den Bipolarzellen, so dass Kontraste verstärkt und Kanten herausgearbeitet werden können. In einem nächsten Schritt schließt sich nun die Integration der Amakrinzellen an, mit deren Hilfe die Ausrichtung bzw. Ausdehnung dieser detektierten Strukturen analysiert werden können.

Der erste, hier beschriebene Schritt zur Verstärkung der visuellen Informationen und der damit einhergehenden Separierung in ON- und OFF-Pfade war notwendig, damit die richtungssensitiven Dendriten der Amakrinzellen im Fortgang diese Informationen getrennt aufnehmen und an entsprechende richtungsselektive Ganglienzellen weiterleiten können, um das Erkennen zusammenhängender Objekte und Bewegungsrichtungen zu ermöglichen [13].

Es kann aber bereits in diesem Entwicklungsstadium des Modells festgehalten werden, dass der gewählte Ansatz vor allem im Hinblick auf die in den letzten Jahren aufkommende Big Data Thematik eine große Bedeutung haben wird. Können doch mittels dieser neuen Art bionischer Algorithmen – aufgrund ihrer einfachen und schnellen Handhabung – große visuelle Datenmenge effektiver/schneller ausgewertet werden, als es bisher der Fall war und ist, wobei es – wie gezeigt – unerheblich ist, ob diese Daten aus dem:

- medizinischen (Tomographie, Histologie),
- strukturb biologischen (Elektromikroskopbilder),
- produktionstechnischen (Werkstoffprüfung, Kontrolle),
- sicherheitstechnischen (Erkennung von Fingerabdrücken, Gesichtern, Retina),
- fernerkundigen (Satellitenbilder, Luftbilder) oder
- wehrtechnischen (Lageaufklärung) [1]

Bereich stammen.

Danksagung

Zu guter Letzt möchte ich all denjenigen danken, die mich bei der Erstellung dieser Arbeit in vielfältiger Weise unterstützt haben.

Mein größter Dank gilt Prof. Dr. Dr. Matthias Reuter, der mich im Laufe unserer langjährigen Zusammenarbeit das transdisziplinäre Denken und Forschen lehrte, mir stets Einblicke in seine Perspektive auf vielfältige Themengebiete gewährte, gleichzeitig aber immer offen war für meine Ansätze und Herangehensweisen und schließlich die programmiertechnische Umsetzung des hier vorgestellten Modells im Rahmen einzelner Projekte ermöglichte.

Danken möchte ich auch Stela Moçka, die als meine Freundin immer daran geglaubt hat, dass ich diese Arbeit mit Erfolg zu Ende bringe und mich mit ihrer herzerfrischenden Art immer wieder ermuntert hat, meinen Weg weiter zu gehen.

Für den motivierenden, engen Austausch gerade zum Ende der Promotion und die Bereitschaft Teile der Arbeit kritisch zu lesen, danke ich Kerstin Lenk. Für seine Anmerkungen und Korrekturen möchte ich auch meinem Bruder Christian Berens ganz herzlich danken, der mit seinen Hinweisen meine Perspektive immer wieder auf das Wesentliche gelenkt hat. Ein herzlicher Dank geht auch an meine langjährige Freundin Petra Weniger, die sich ebenfalls die Mühe gemacht hat, meine Arbeit kritisch zu lesen und mir mit ihren Anmerkungen und Hinweisen eine große Hilfe war.

Schlussendlich gilt ein besonderer Dank meiner Familie und meinen Freunden, die in einigen Phasen der Promotion zurückstecken mussten, mich aber jeder Zeit bei meinem Vorhaben unterstützt haben und mich durch ihr Dasein motivierten, diese Arbeit fertigzustellen. Besonders danken möchte ich hier meinen Eltern, die mir meine Ausbildung ermöglicht haben, die stets hinter mir standen, egal welchen Weg ich eingeschlagen habe und mir beigebracht haben zu kämpfen und durchzuhalten.

Abbildungsverzeichnis

Abb. 1: Funktioneller Aufbau eines Neurons [91]	18
Abb. 2: Schematische Darstellung des generellen Aufbaus der neuronalen Zellmembran[90]19	
Abb. 3: Verteilung der Ionen und ihre Gradienten innerhalb und außerhalb des Neurons	20
Abb. 4: Genereller Aufbau einer Synapse [89, modifiziert]	22
Abb. 5: Verlauf eines Aktionspotentials [54, modifiziert]	24
Abb. 6: Weiterleitung eines Aktionspotentials auf dem Axon	25
Abb. 7: Aufbau des Auges [10]	30
Abb. 8: Signalfluss in der Retina	31
Abb. 9: Aufbau Photorezeptoren, links: Stäbchen, rechts: Zapfen	33
Abb. 10: Phototransduktionskaskade [87]	34
Abb. 11: ON- und OFF-Pfad bei unterschiedlicher Beleuchtungl	39
Abb. 12: Arten des modulierenden Einflusses von Horizontalzellen.....	40
Abb. 13: Laterale Hemmung.....	41
Abb. 14: Potentialverlauf bei Hell-Dunkel-Übergängen.....	42
Abb. 15: Mach-Bänder (links) und Hermann-Gitter (rechts).....	43
Abb. 16: Informationsweg vom Photorezeptor zur ON-Bipolarzelle	44
Abb. 17: Informationsweg vom Photorezeptor zur OFF-Bipolarzelle.....	45
Abb. 18: Aufbau von rezeptiven Feldern [34, modifiziert].....	47
Abb. 19: Arten von rezeptiven Feldern	48

Abb. 20: Rezeptives Feld einer ON-Center-OFF-Surround Ganglienzelle	49
Abb. 21: Modelliertes Neuron.....	52
Abb. 22: Kategorisierung verschiedener Betriebszustände [63]	56
Abb. 23: Prinzipieller Signalweg vom Photorezeptor zur Ganglienzelle [15].....	72
Abb. 24: Algorithmische Umsetzung der retinalen rezeptiven Felder	78
Abb. 25: 3-Segmente-Modell des modellierten Photorezeptors	80
Abb. 26: Überführung der Inputwerte in Potentiale für den ON- und OFF-Pfad	85
Abb. 27: Transformation der modifizierten Photorezeptorpotentiale in Potentiale der ON- und OFF-Bipolarzellen.....	85
Abb. 28: Ausschnitt eines Beispielbildes: vertikale Linie mit zugehörigen Pixelwerten der Photorezeptoren.....	87
Abb. 29: Rezeptives Feld des obersten Pixels der vertikalen Linie aus Abbildung 28.....	87
Abb. 30: Ausschnitt eines Beispielbildes: vertikale Linie mit zugehörigen modifizierten Potentialen der Photorezeptoren.....	89
Abb. 31: Visualisierung der Gradienten aus Abbildung 30.....	89
Abb. 32: Potentiale der ON-und OFF-Bipolarzellen	90
Abb. 33: Links: Pixelwertbild aufgrund des einfallenden Lichtes, rechts: Potentialbild der Gradienten von Center und Surround, unten: jeweils der Potentialverlauf.....	91
Abb. 34: links: Abbildung mit diffuser Information und zugehörige Potentialwerte der Photorezeptoren, rechts: Visualisierung der Potentiale	92
Abb. 35: links: Gradientenbild und Werte der Potentiale aus Abbildung 34, rechts: Visualisierung der Potentiale.....	92

Abb. 36: links: Beispielbild Quadrat mit zugehörigen modifizierten Potentialen der Photorezeptoren, rechts: Visualisierung der Gradienten	93
Abb. 37: Vertikale Linie mit einem minimalen Unterschied zur Lichtintensität des Hintergrundes	94
Abb. 38: Bild der modifizierten Photorezeptorpotentiale und farbliche Markierung der Aktivität von ON- und OFF-Bipolarzellen	94
Abb. 39: Mögliche rezeptive Feldtypen bei Variation der Größe	95
Abb. 40: Verschiebung der rezeptiven Felder zur Berechnung der lateralen Hemmung in einzelnen Bildausschnitten	96
Abb. 41: Veränderte Photorezeptorpotentiale	97
Abb. 42: Auswertung vertikale Linie mit Laplace-Filter 3x3 (8-er Nachbarschaft)	98
Abb. 43: Testbilder 1: Überprüfung der generellen Programmierung	105
Abb. 44: Testbild 2: Graustufen	106
Abb. 45: Testbild Linie, links: Original, rechts: Darstellung der Linie mit Pixelgrauwerten	106
Abb. 46: Testbild Linie, links: Auswertung mittels Analyser, rechts: berechnete Potentiale der ON-OFF-Bipolarzellen.....	107
Abb. 47: Testbild Linie, links: Originalbild, Mitte: berechnete ON-OFF-Pfade, rechts: Ergebnis mittels Analyser.....	108
Abb. 48: Testbild Hell-Dunkel-Übergang, links: Originalbild, rechts: Darstellung des Hell-Dunkel-Übergangs mit Pixelgrauwerten	109
Abb. 49: Testbild Hell-Dunkel-Übergang links: Auswertung mittels Analyser, rechts: Berechnung der modifizierten Photorezeptorpotentiale, farblich dargestellt für die ON-OFF-Pfade.....	109

Abb. 50: Testbild Hell-Dunkel-Übergang links: Laplace-Auswertung ohne und mit Normierung/Skalierung, rechts: Berechnung mittels 3x3 Laplace-Filtermaske (8-er Nachbarschaft) farblich dargestellt für die positiven und negativen Ausschläge	110
Abb. 51: Testbild Hell-Dunkel-Übergang, links: Berechnungsergebnis der modifizierten Photorezeptor-potentiale, farblich dargestellt für die ON-OFF-Pfade, rechts: Auswertung mittels Analyser.....	111
Abb. 52: Testbild Hell-Dunkel-Übergang, links: Auswertung mittels Analyser, ausschließliche Vergrößerung des Surrounds, Mitte: Auswertung mittels Analyser, Vergrößerung von Center und Surround, rechts: Auswertung mittels Analyser, Vergrößerung von Center und Surround	112
Abb. 53: Testbild dunkles Quadrat vor hellem Hintergrund, links: Original, rechts: Darstellung des Originals mit Pixelgrauwerten	114
Abb. 54: Testbild dunkles Quadrat vor hellem Hintergrund, links: Auswertung mittels Analyser, Mitte: vergrößerter Ausschnitt der linken oberen Ecke des Quadrats, rechts: Berechnung der Potentialwerte für die ON-OFF-Pfade	114
Abb. 55: Testbild helles Quadrat mit dunklem Rand, links: Original, rechts: Darstellung des Quadrats mit Pixelgrauwerten	115
Abb. 56: Testbild helles Quadrat mit dunklem Rand, links: Auswertung mittels Analyser, Mitte: vergrößerter Ausschnitt der linken oberen Ecke des Quadrats, rechts: Berechnung der ON-OFF-Pfade mit farblicher Markierung	115
Abb. 57: Testbild unterschiedliche Graustufenübergänge, links: Original, rechts: Darstellung als Pixelgrauwerte	116
Abb. 58: Testbild unterschiedliche Graustufenübergänge, links: Auswertung mittels Analyser mit Markierung der Ausschnitte A und B, Mitte, oben rechts: Vergrößerung der Ausschnitt A und B, rechts unten: Berechnung der ON-OFF-Pfade mit Markierung	117
Abb. 59: Standardtestbilder [78][77][76][88]	118
Abb. 60: Testbilder für den Vergleich mit Standardfiltern [14] [31] [32]	119

Abb. 61: Testbild „Flugplatz“, links: Original und gewählte Einstellungen des Analysers, rechts: Ergebnis der Auswertung mittels Analyser.....	120
Abb. 62: Testbild „Flugplatz“, links: Original und gewählte Einstellungen des Analysers, rechts: Ergebnis der Auswertung mittels Analyser, Vergrößerung des Surrounds	121
Abb. 63: Testbild „Flugplatz“, links: Original und gewählte Einstellungen des Analysers, rechts: Ergebnis der Auswertung mittels Analyser, Vergrößerung des Centers und des Surrounds	122
Abb. 64: Testbild „Flugplatz“, links: Original und gewählte Einstellungen des Analysers, rechts: Ergebnis der Auswertung mittels Analyser, Vergrößerung des Centers und des Surrounds	122
Abb. 65: Testbild „Flugplatz“, links: Original und gewählte Einstellungen des Analysers, rechts: Ergebnis der Auswertung mittels Analyser, Darstellung der ON-OFF-Pfade bei Auswahl eines kleinen rezeptiven Feldes.....	123
Abb. 66: Testbild „Flugplatz“, links: Original und gewählte Einstellungen des Analysers, rechts: Ergebnis der Auswertung mittels Analyser, Darstellung der ON-OFF-Pfade bei Auswahl eines großen rezeptiven Feldes	124
Abb. 67: Testbild „Lena“, links: Original und gewählte Einstellungen des Analysers, rechts: Ergebnis der Auswertung mittels Analyser, Darstellung der ON-OFF-Pfade bei Auswahl des kleinsten rezeptiven Feldes	125
Abb. 68: Testbild „Lena“, links: Original und gewählte Einstellungen des Analysers, rechts: Ergebnis der Auswertung mittels Analyser, Darstellung der ON-OFF-Pfade bei Auswahl des rezeptiven Feldes 17x17 Surroundpixel, einen Centerpixel.....	126
Abb. 69: Testbild „Lena“, links: Original und gewählte Einstellungen des Analysers, rechts: Ergebnis der Auswertung mittels Analyser, Darstellung der ON-OFF-Pfade bei Auswahl des rezeptiven Feldes 33x33 Surroundpixel, einen Centerpixel.....	127
Abb. 70: Testbild „Lena“, links: Original und gewählte Einstellungen des Analysers, rechts: Ergebnis der Auswertung mittels Analyser, Grundeinstellung bei Auswahl des rezeptiven Feldes 3x3 Surroundpixel, ein Centerpixel	128

Abb. 71: Testbild „Lena“, links: Ergebnis der Auswertung mittels Analyser, Grundeinstellung bei Auswahl des rezeptiven Feldes 8x8 Surroundpixel, ein Centerpixel, rechts: Ergebnis der Auswertung mittels Analyser, Grundeinstellung bei Auswahl des rezeptiven Feldes 33x33 Surroundpixel, ein Centerpixel	128
Abb. 72: Testbild „Lena“, links oben: Ergebnis der Auswertung mittels Analyser (s. Abbildung 67, um 30% dunkler dargestellt zur besseren Vergleichbarkeit), rechts oben: Ergebnis der Auswertung mittels Analyser (s. Abbildung 69), links unten: Ergebnis der Auswertung mittels Laplace-Filtermatrix 3x3 (8-er Nachbarschaft), rechts unten: Ergebnis der Auswertung mittels Laplace-Filtermatrix 5x5 (24-er Nachbarschaft)	130
Abb. 73: Testbild „Wecker“, links: Original und gewählte Einstellungen des Analysers, rechts: Ergebnis der Auswertung mittels Analyser, Grundeinstellung bei Auswahl des rezeptiven Feldes 3x3 Surroundpixel, ein Centerpixel	131
Abb. 74: Testbild „Wecker“, links: Ergebnis der Auswertung mittels Analyser, Grundeinstellung bei Auswahl des rezeptiven Feldes 13x13 Surroundpixel, 3x3 Centerpixel, rechts: Ergebnis der Auswertung mittels Analyser, Grundeinstellung bei Auswahl des rezeptiven Feldes 23x23 Surroundpixel, 3x3 Centerpixel	132
Abb. 75: Testbild „Wecker“, links: Original und gewählte Einstellungen des Analysers, rechts: Ergebnis der Auswertung mittels Analyser, Darstellung der ON-OFF-Pfade bei Auswahl des kleinsten rezeptiven Feldes	133
Abb. 76: Testbild „Mondkrater“, links: Original und gewählte Einstellungen des Analysers, rechts: Ergebnis der Auswertung mittels Analyser, Grundeinstellung bei Auswahl des rezeptiven Feldes 11x11 Surroundpixel, ein Centerpixel.....	134
Abb. 77: Testbild „Mondkrater“, links: Original und gewählte Einstellungen des Analysers, rechts: Ergebnis der Auswertung mittels Analyser, Grundeinstellung bei Auswahl des rezeptiven Feldes 27x27 Surroundpixel, ein Centerpixel	135
Abb. 78: Testbild „Mondkrater“, links: Original und gewählte Einstellungen des Analysers, rechts: Ergebnis der Auswertung mittels Analyser, Grundeinstellung bei Auswahl des rezeptiven Feldes 27x9 Surroundpixel, 7x7 Centerpixel	136

Abb. 79: Testbild „Gartenschlauch“, links: Original und gewählte Einstellungen des Analysers, rechts: Ergebnis der Auswertung mittels Analyser, Grundeinstellung bei Auswahl des rezeptiven Feldes 7x7 Surroundpixel, ein Centerpixel	137
Abb. 80: Testbild „Gartenschlauch“, links: Ergebnis der Auswertung mittels Analyser, Grundeinstellung bei Auswahl des rezeptiven Feldes 13x13 Surroundpixel, ein Centerpixel, rechts: Ergebnis der Auswertung mittels Analyser, Grundeinstellung bei Auswahl des rezeptiven Feldes 33x33 Surroundpixel, ein Centerpixel	138
Abb. 81: Testbild „Gartenschlauch“, oben links: Original, oben rechts: Ergebnis der Auswertung mittels Analyser, Darstellung der ON-OFF-Pfade bei Auswahl des rezeptiven Feldes 3x3 Surroundpixel, ein Centerpixel, unten links: Ergebnis der Auswertung mittels Analyser, Darstellung der ON-OFF-Pfade bei Auswahl des rezeptiven Feldes 7x7 Surroundpixel, ein Centerpixel, unten rechts: Ergebnis der Auswertung mittels Analyser, Darstellung der ON-OFF-Pfade bei Auswahl des rezeptiven Feldes 43x43 Surroundpixel, ein Centerpixel	139
Abb. 82: Testbild „Gartenschlauch“, Auswertung mit Standardvorverarbeitungsmethoden: Prewitt, Sobel, Laplacian of Gaussian und Canny [14]	140
Abb. 83: Testbild „Pokal“, links: Original, Mitte: Ergebnis der Auswertung mittels Analyser, Grundeinstellung bei Auswahl des rezeptiven Feldes 3x3 Surroundpixel, ein Centerpixel, rechts: Ergebnis der Auswertung mittels Analyser, Grundeinstellung bei Auswahl des rezeptiven Feldes 33x33 Surroundpixel, ein Centerpixel	141
Abb. 84: Testbild „Pokal“, links: Original, Mitte: Ergebnis der Auswertung mittels Analyser, Darstellung der ON-OFF-Pfade bei Auswahl des rezeptiven Feldes 3x3 Surroundpixel, ein Centerpixel, rechts: Ergebnis der Auswertung mittels Analyser, Darstellung der ON-OFF-Pfade bei Auswahl des rezeptiven Feldes 11x11 Surroundpixel, ein Centerpixel	142
Abb. 85: Testbild „Pokal“, Auswertung mittels Canny-Edge-Detektor, links: Standardabweichung 1.0, obere und untere Schwellwertgrenze: 255 und 1, Mitte: Standardabweichung 1.0, obere und untere Schwellwertgrenze: 150 und 1, rechts: Standardabweichung 2.0, obere und untere Schwellwertgrenze: 100 und 1 [31, freigegeben von HIPR2]	143

Abb. 86: Testbild „Pokal“, Auswertung mittels Sobel-Filter, links: Original, Mitte: Analyseergebnis mittels Analyser, Einstellung: Sobel-Filter, Verstärkungsfaktor: 1.0, rechts: Analyseergebnis mittels Analyser, Einstellung: Sobel-Filter, Verstärkungsfaktor: 0,6..... 144

Abb. 87: Testbild „Bücherregal“, links: ohne Rauschen, rechts: mit Rauschen [32][26] 145

Abb. 88: Testbild „Bücherregal“, links: Ergebnis der Auswertung mittels Analyser, Grundeinstellung bei Auswahl des rezeptiven Feldes 3x3 Surroundpixel, ein Centerpixel, rechts: Ergebnis der Auswertung mittels Analyser, Grundeinstellung bei Auswahl des rezeptiven Feldes 13x13 Surroundpixel, ein Centerpixel 146

Abb. 89: Testbild „Bücherregal“, links: Ergebnis der Auswertung mittels Analyser, Grundeinstellung bei Auswahl des rezeptiven Feldes 3x3 Surroundpixel, ein Centerpixel, Verstärkungsfaktor: 0,0000314 , rechts: Ergebnis der Auswertung mittels Analyser, Grundeinstellung bei Auswahl des rezeptiven Feldes 3x3 Surroundpixel, ein Centerpixel, Verstärkungsfaktor: 0,000032 147

Abb. 90: Testbild „Bücherregal“, links: Ergebnis der Auswertung mittels Analyser, Darstellung der ON-OFF-Pfade bei Auswahl des rezeptiven Feldes 7x7 Surroundpixel, ein Centerpixel, rechts: Ergebnis der Auswertung mittels Analyser, Darstellung der ON-OFF-Pfade bei Auswahl des rezeptiven Feldes 23x23 Surroundpixel, ein Centerpixel 148

Abb. 91: Testbild „Bücherregal“, Auswertung mittels Sobel-Filter, links: Original, Mitte: Analyseergebnis mittels Analyser, Einstellung: Sobel-Filter, Verstärkungsfaktor: 0,08, rechts: Analyseergebnis mittels Analyser, Einstellung: Sobel-Filter, Verstärkungsfaktor: 0,08, Aufhellung zur besseren Visualisierung um 40% 149

Abb. 92: Testbild „Bücherregal“, links: Auswertung mittels des Potential-orientieren Modells (Einstellungen s. Abb. 88 rechts) hier zur besseren Vergleichbarkeit um 40% verdunkelt, rechts: Auswertung mittels Sobel-Filter (Einstellungen s. Abb. 91 Mitte) 150

Abb. 93: Testbild „Bücherregal“, Auswertung mittels Prewitt-Filter, links: Visualisierung der lokalen Gradienten, rechts: Orientierung der Ecken [27] [30] 151

Abb. 94: Testbild „Bücherregal“ verrauscht, links: Ergebnis der Auswertung mittels Analyser, Grundeinstellung bei Auswahl des rezeptiven Feldes 3x3 Surroundpixel, ein Centerpixel,

rechts: Ergebnis der Auswertung mittels Analyser, Grundeinstellung bei Auswahl des rezeptiven Feldes 13x13 Surroundpixel, ein Centerpixel	152
Abb. 95: Testbild „Bücherregal“ verrauscht, links: Ergebnis der Auswertung mittels Analyser, Darstellung der ON-OFF-Pfade bei Auswahl des rezeptiven Feldes 19x19 Surroundpixel, ein Centerpixel, rechts: Ergebnis der Auswertung mittels Analyser, Darstellung der ON-OFF-Pfade bei Auswahl des rezeptiven Feldes 11x11 Surroundpixel, 3x3 Centerpixel	153
Abb. 96: Testbild „Bücherregal“, Auswertung mittels Sobel-Filter, links: Analyseergebnis mittels Analyser, Einstellung: Sobel-Filter, Verstärkungsfaktor: 280, rechts: Analyseergebnis mittels Analyser, Einstellung: Sobel-Filter mit vorheriger Rauschbereinigung, Verstärkungsfaktor: 1	154
Abb. 97: Testbild „Bücherregal“, Auswertung mittels Prewitt-Filter, links: Visualisierung der lokalen Gradienten, rechts: Orientierung der Ecken [28][29].....	155
Abb. 98: Ausschnitte aus Radargrammen	157
Abb. 99: Beispiel „Hyperbel“, links: Original und Einstellungen des Analysers, rechts: Auswertung mittels Analyser, Grundeinstellung bei Auswahl des rezeptiven Feldes 7x7 Surroundpixel, ein Centerpixel	157
Abb. 100: Beispiel „Hyperbel“, links: Original und Einstellungen des Analysers, rechts oben: Auswertung mittels Analyser, Grundeinstellung bei Auswahl des rezeptiven Feldes 11x11 Surroundpixel, 7x7 Centerpixel, rechts Mitte: Auswertung mittels Analyser, Grundeinstellung bei Auswahl des rezeptiven Feldes 11x9 Surroundpixel, 7x7 Centerpixel, rechts unten: Auswertung mittels Analyser, Grundeinstellung bei Auswahl des rezeptiven Feldes 9x5 Surroundpixel, 3x3 Centerpixel	159
Abb. 101: Beispiel „Hyperbel“, links: Original und Einstellungen des Analysers, rechts oben: Auswertung mittels Analyser, Darstellung der ON-OFF-Pfade bei Auswahl des rezeptiven Feldes 9x7 Surroundpixel, 5x5 Centerpixel, rechts unten: Auswertung mittels Analyser, Darstellung der ON-OFF-Pfade bei Auswahl des rezeptiven Feldes 23x9 Surroundpixel, 5x3 Centerpixel	160

Abb. 102: Beispiel „Schacht“, links: Original und Einstellungen des Analysers, rechts: Auswertung mittels Analyser, Grundeinstellung bei Auswahl des rezeptiven Feldes 13x13 Surroundpixel, 5x5 Centerpixel	161
Abb. 103: Beispiel „Schacht“, links: Original und Einstellungen des Analysers, rechts: Auswertung mittels Analyser, Grundeinstellung bei Auswahl des rezeptiven Feldes 13x7 Surroundpixel, 5x5 Centerpixel	162
Abb. 104: Medizinisches Bildmaterial [62][51][50].....	163
Abb. 105: Beispiel „Python“, links: Original-Testbild und Einstellungen des Analysers, rechts: Auswertung mittels Analyser, Grundeinstellung bei Auswahl des rezeptiven Feldes 7x7 Surroundpixel, 3x3 Centerpixel	164
Abb. 106: Beispiel „Python“, links: Original-Testbild und Einstellungen des Analysers, rechts: Auswertung mittels Analyser, Grundeinstellung bei Auswahl des rezeptiven Feldes 13x13 Surroundpixel, ein Centerpixel	164
Abb. 107: Beispiel „Python“, links: Original-Testbild und Einstellungen des Analysers, rechts: Auswertung mittels Analyser, Grundeinstellung bei Auswahl des rezeptiven Feldes 33x33 Surroundpixel, ein Centerpixel	165
Abb. 108: Beispiel „Python“, links: Original-Testbild und Einstellungen des Analysers, rechts: Auswertung mittels Analyser, Darstellung der ON-OFF-Pfade bei Auswahl des rezeptiven Feldes 3x3 Surroundpixel, ein Centerpixel	166
Abb. 109: Beispiel „Hypothalamus“, links: Original-Testbild und Einstellungen des Analysers, rechts: Auswertung mittels Analyser, Grundeinstellung bei Auswahl des rezeptiven Feldes 3x3 Surroundpixel, ein Centerpixel	167
Abb. 110: Beispiel „Filament“, links: Original-Testbild und Einstellungen des Analysers, rechts: Auswertung mittels Analyser, Grundeinstellung bei Auswahl des rezeptiven Feldes 7x7 Surroundpixel, ein Centerpixel	167
Abb. 111: Testbild „Thorax“, links oben: Original [92], rechts oben: Ergebnis der Auswertung mittels Analyser, Grundeinstellung bei Auswahl des rezeptiven Feldes 7x7 Surroundpixel, ein Centerpixel, links unten: Ergebnis der Auswertung mittels Analyser, Grundeinstellung bei	

Auswahl des rezeptiven Feldes 19x19 Surroundpixel, ein Centerpixel, rechts unten: Ergebnis der Auswertung mittels Analyser, Grundeinstellung bei Auswahl des rezeptiven Feldes 23x23 Surroundpixel, 9x9 Centerpixel 168

Abb. 112: Testbild „Fraktur“, links Original [93], Mitte: Ergebnis der Auswertung mittels Analyser, Grundeinstellung bei Auswahl des rezeptiven Feldes 63x63 Surroundpixel, ein Centerpixel, rechts: Ergebnis der Auswertung mittels Analyser, Grundeinstellung bei Auswahl eines asymmetrischen rezeptiven Feldes 33x13 Surroundpixel, 1x3 Centerpixel 169

Abb. 113: Beispiele [1] und Auswertung von klassischen Problembildern der Standardbildverarbeitungsalgorithmen 175

Abb. 114: Auswertung von klassischen Problembildern der Standardbildverarbeitungsalgorithmen mittels Laplace-Filter 3x3 (8-er Nachbarschaft)..... 176

Literaturverzeichnis

- [1] Aurich, Volker. Bildverarbeitung. Heinrich-Heine-Universität Düsseldorf. Sommersemester 2011.
- [2] Benesch, Hellmuth. Der Ursprung des Geistes. München: dtv 1542, 1980.
- [3] Birbaumer, Niels und Schmidt, Robert F. *Biologische Psychologie*. 7. Springer Verlag, 2010.
- [4] Bovik, Alan C. „Basic Gray-Level Image Processing.“ In: Bovik, A. (Hrsg.): *Handbook of Image and Video Processing*. 2. Auflage, Academic Press, New York, 2005. 21 – 36 .
- [5] Boycott, B. B. und Wässle, H. „The Morphological Types of Ganglion Cells of the Domestic Cat’s Retina.“ *Journal Physiology*, 1974. 297-419.
- [6] Burger, M. und Burge J. „Digitale Bildverarbeitung.“, 3. Auflage, Springer Verlag, 2015.
- [7] Campbell, Neil A., Reece, Jane B. und Markl, Jürgen. *Biologie*. Spektrum Akademischer Verlag, 2003.
- [8] Chan, Raymond Y. und Naka, Ken-Ichi. „The Amacine Cell.“ *Vision Res.*, 1976. 1119-1129.
- [9] Cheers, Gordon (Hrsg.). *Anatomica. Körper und Gesundheit. Das komplette Nachschlagewerk*. Tandem Verlag GmbH, 2007.
- [10] *Digital Media for Artists*. <http://www.dma.ufg.ac.at/assets/16457/intern/auge.jpg> (Zugriff am 6. November 2014).
- [11] Egmont-Petersen, M., de Ridde, D. und Handels, H. Image Processing with Neural Networks - A Review. *Pattern Recognition* 35, 2002. 2279-2301.
- [12] Euler, Thomas et al. „Eyecup Scope - Optical Recordings of Light Stimulus-Evoked Fluorescence Signals in the Retina.“ *Pflugers Arch*, 2009. 1393-1414.
- [13] Euler, Thomas und Hausselt, Susanne E. „Wie die Netzhaut die Richtung von Bewegungen berechnet.“ *Neuroforum. Perspektiven der Hirnforschung*, 2012. 234-245.

- [14] *FH Regensburg*. <http://fbim.fh-regensburg.de/~saj39122/bisoe/kanten.html> (Zugriff am 8. August 2015).
- [15] Flores-Herr, Nicolas. *Das hemmende Umfeld von Ganglienzellen in der Netzhaut des Auges*. Frankfurt a.M., 2001.
- [16] Forsyth, David A und Ponce Jean. *Computer Vision: A Modern Approach*. 2. Auflage. Pearson. 2011.
- [17] Gegenfurtner, K. R., Walter, S. und Braun, D. I. „Visuelle Informationsverarbeitung im Gehirn.“ In *Bild / Medien / Wissen. Visuelle Kompetenz im Medienzeitalter*, Herausgeber: H.D. Huber, B. Lockermann und M. Scheibel. München: Kopaed Verlag, 2002.
- [18] *Gesundheitsstadt Berlin*. <http://www.gesundheitsstadt-berlin.de/neurowoche-2014-doch-keine-neuen-nervenzellen-fuers-gehirn-4521/> (Zugriff am 15. März 2015).
- [19] Goldstein, E.B. *Wahrnehmungspsychologie*. Heidelberg: Spektrum Verlag, 2002.
- [20] Gollisch, Tim und Meister, Markus. „Eye Smarter than Scientists Believed: Neural Computations in Circuits of the Retina.“ *Neuron* 65, 2009. 150-164.
- [21] Gonzalez, Rafael C. und Woods, Richard E. *Digital Image Processing*. 3. Auflage, New Jersey: Pearson Education, Inc., 2008.
- [22] Granlund, Goesta. H. „In Search of a General Picture Processing Operator.“ *Computer Graphics and Image Processing* 8, 1978. 155-173.
- [23] Heath, Mike, Sarkar, Sudeep, Sanocki, Thomas, Bowyer, Kevin. „Comparison of Edge Detectors: A Methodology and Initial Study.“ *Computer Vision and Image Understanding* 69, No. 1, 1998. 38 – 54.
- [24] Heimbuch, Jörg. *Elektrophysiologische Charakterisierung und morphologische Darstellung von Neuronen des tecto-bulbären und bulbo-tectalen Systems von lungenlosen Salamandern*. Marburg: Tectum Verlag, 2001.
- [25] Herman, Irving P. *Physics of the Human Body*. Berlin: Springer Verlag, 2007.

- [26] *HIPR2*. <http://homepages.inf.ed.ac.uk/rbf/HIPR2/images/bok1noi1.gif> (Zugriff am 8. August 2015).
- [27] *HIPR2*. <http://homepages.inf.ed.ac.uk/rbf/HIPR2/images/bok1cmp1.gif> (Zugriff am 8. August 2015).
- [28] *HIPR2*. <http://homepages.inf.ed.ac.uk/rbf/HIPR2/images/bok1cmp3.gif> (Zugriff am 8. August 2015).
- [29] *HIPR2*. <http://homepages.inf.ed.ac.uk/rbf/HIPR2/images/bok1cmp4.gif> (Zugriff am 8. August 2015).
- [30] *HIPR2*. <http://homepages.inf.ed.ac.uk/rbf/HIPR2/images/bok1cmp2.gif> (Zugriff am 8. August 2015).
- [31] *HIPR2*. <http://homepages.inf.ed.ac.uk/rbf/HIPR2/canny.htm> (Zugriff am 8. August 2015).
- [32] *HIPR2*. <http://homepages.inf.ed.ac.uk/rbf/HIPR2/images/bok1.gif> (Zugriff am 8. August 2015).
- [33] Hosoya, T., Baccus, S. A. und Meister M. „Dynamic Predictive Coding by the Retina.“ *Nature*, 2005. 71-77.
- [34] Hubel, David H. *Eye, Brain, and Vision*. (dt.: *Auge und Gehirn. Neurologie des Sehens*). San Francisco (dt.: Heidelberg), (dt.: Spektrum Akademischer Verlag), 1995 (dt.:1989).
- [35] Jähne, Bernd. *Digitale Bildverarbeitung*. 4. neubearbeitete Auflage, Berlin u.a.: Springer-Verlag, 1997
- [36] Jain, Anil K. *Fundamentals of Digital Image Processing*. Prentice-Hall, Englewood Cliffs, New York, 1989.
- [37] Kandel, Eric R., Barres, Ben A. und Hudspeth, A. J. „Nerve Cells, Neural Circuitry, and Behavior.“ In *Principles of Neural Science*, von E. R. Kandel, J. H. Schwartz, T. M. Jessell, S. A. Siegelbaum und A. J. Hudspeth, 21-38. McGraw-Hill Companies, 2013.

- [38] Koester, John und Siegelbaum, A. „Membrane Potential and the Passive Electrical Properties of the Neuron.“ In *Principles of Neural Science*, von E. R. Kandel, J. H. Schwartz, T. M. Jessell, S. A. Siegelbaum und A. J. Hudspeth, 126-147. McGraw-Hill Companies, 2013.
- [39] Koester, John und Siegelbaum, A. „Propagated Signaling: The Action Potential.“ In *Principles of Neural Science*, von E. R. Kandel, J. H. Schwartz, T. M. Jessell, S. A. Siegelbaum und A. J. Hudspeth, 148-171. McGraw-Hill Companies, 2013.
- [40] Kohonen, Teuvo. „Self-organized Formation of Topologically Correct Feature Maps.“ *Biological Cybernetics*, 1982. 59-69.
- [41] Kriesel, David. *Ein kleiner Überblick über Neuronale Netze*. Herausgeber: <http://www.dkriesel.com>. 2007.
- [42] Lakshmanan, Sridhar. Statistical Methods for Image Segmentation. In: *Bovik, A. (Hrsg.): Handbook of Image and Video Processing*. 2. Auflage, Academic Press, New York, 2005. 443 – 454.
- [43] Lehmann, T., Oberschelp, W., Pelikan, E. und Repges, R. *Bildverarbeitung für die Medizin. Grundlagen, Modelle, Methoden, Anwendungen*. Berlin u.a.: Springer-Verlag, 1997.
- [44] Llinas, R. R. „The Intrinsic Electrophysiological Properties of Mammalian Neurons: Insight into Central Nervous System Functions.“ *Science* 242, 1988. 1654-1664.
- [45] Luczak, Holger. *Arbeitswissenschaft*. Springer Verlag, 1993.
- [46] Mallot, Hanspeter A. *Computational Vision: Information Processing in Perception and Visual Behaviour*. Cambridge u.a.: The MIT Press, 2000.
- [47] Masland, Richard H. „The Neuron Organization of the Retina.“ *Neuron* 76, 2012. 266-280.
- [48] McCulloch, W. S. und Pitts, W. „A Logical Calculus of the Ideas Immanent in Nervous Activity.“ *Bull Math. Biophys.* 5, 1943. 115-133.

- [49] Mlsna, P.A. und J.J. Rodriguez. „Gradient and Laplacian-Type Edge Detection.“ In: *Bovik, A. (Hrsg.): Handbook of Image and Video Processing*. 2. Auflage, Academic Press, New York, 2005. 415 – 431
- [50] *Molecular Expressions*. <http://micro.magnet.fsu.edu/micro/gallery/brain/brain3large.jpg> (Zugriff am 8. August 2015).
- [51] *Molecular Expressions*. <http://micro.magnet.fsu.edu/micro/gallery/brain/brain4large.jpg> (Zugriff am 8. August 2015).
- [52] Morgan, Ian G. „What do Amacrine Cells Do?“ *Progress in Retinal Research*, 1991. 193-214.
- [53] Neves, Guilherme und Lagnado, Leon. „The Retina.“ *Current Biology* 9, Nr. 18, 1999. 674-677.
- [54] Penzlin, H. *Lehrbuch der Tierphysiologie*. Jena, 1980.
- [55] Perona, Pietro und Malik, Jitendra. „Scale-Space and Edge Detection Using Anisotropic Diffusion.“ *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 12, No. 7, 1990. 629 – 639.
- [56] Petrou, Maria und Petrou, Costas. *Image Processing: The Fundamentals*. 2. Auflage. John Wiley & Sons Ltd. 2010.
- [57] Pouget, Alexandre, Dayan, P. und Zemel, R. „Information Processing with Population Codes.“ *Nature Reviews Neuroscience*, 2000: 125-132.
- [58] Pratt, William K. *Digital Image Processing*. 3. Auflage. New York: John Wiley & Son, Inc. 2001.
- [59] Puller, Christian und Haverkamp, S. „Die synaptische Architektur des Zapfen-Endfüßchens.“ *Neuroforum. Perspektiven der Hirnforschung*, 2009. 114-123.
- [60] Reichert, Heinrich. *Neurobiologie*. 2. Stuttgart, New York: Thieme, 2000.

- [61] Reuter, Matthias und Tadjine, H. „Computing With Activities III: Chunking and Aspect Integration of Complex Situations by a New Kind of Kohonen Map with Whu-Structures (Whu-SOMs).“ *IFSA*. Beijing, VRC, 2005.
- [62] Reuter, Matthias und Bohlmann, S. „Biological Inspired Optical Pattern Analysis by Topological Neurons.“ In *Biomimetics and Bionic Applications with Clinical Applications*, von M. Israelowitz, B. Weyand, H. P. von Schroeder, P. Vogt, M. Reuter und K. Reimers. Springer, voraussichtlich 2016.
- [63] Reuter, Matthias und Bohlmann, S. „Einsatz von neuronalen Netzen zur automatischen Überwachung einer Fertigungsanlage im Online-Modus.“ *VDE-Kongress 2014 "Smart Cities"*. Frankfurt, 2014.
- [64] Reuter, Matthias und Bostelmann, S. „Computing With Activities, WHU-Structures and a Quantisation Model of the Neural Nets.“ *WSOM*. Paris, France, 2005.
- [65] Rey, G. D. und Wender K. F. *Neuronale Netze. Eine Einführung in die Grundlagen, Anwendungen und Datenauswertung*. Bern: Hans Huber, Hogrefe AG, 2008.
- [66] Ritter, Gerhard X. und Wilson, Joseph N. *Handbook of Computer Vision Algorithms in Image Algebra*. 2. Auflage. Boca Raton u.a.: CRC Press. 2001.
- [67] Rosenblatt, Frank. „The Perceptron: A Probabilistic Model for Information Storage and Organization in the Brain.“ *Psychological Reviews* 65, 1958. 386-408.
- [68] Schmidt, Robert F., Lang, F., und Heckmann, M.. *Physiologie des Menschen*. Heidelberg: Springer Verlag, 2011.
- [69] Schmidt, Robert F., und Schnaible, H.-G. *Neuro- und Sinnesphysiologie*. 5. Heidelberg: Springer Verlag, 2005.
- [70] Schöley, Paula. „Kantendetektoren.“ Herausgeber: TU Dresden. <https://www.inf.tu-dresden.de/content/institutes/ki/is/VORTRAG/Kantendetektoren.pdf> (Zugriff am 16. August 2015).
- [71] Sczepek, Jörg. *Visuelle Wahrnehmung. Eine Einführung in die Konzepte: Bildentstehung, Helligkeit + Farbe, Raumtiefe, Größe, Kontrast und Schärfe*. Book on Demand, 2011.

- [72] Shepherd, Gordon M. *Neurobiologie*. Berlin, Heidelberg: Springer Verlag, 1993.
- [73] Siegelbaum, S. A., Kandel, E. R. und Yuste, R. „Synaptic Integration in the Central Nervous System.“ In *Principles of Neural Science*, von E. R. Kandel, J. H. Schwartz, T. M. Jessell, S. A. Siegelbaum und A. J. Hudspeth, 210-235. The McGraw-Hill Companies, 2013.
- [74] Siegelbaum, S. A. und Kandel, E. R. „Overview of Synaptic Transmission.“ In *Principles of Neural Science*, von E. R. Kandel, J. H. Schwartz, T. M. Jessell, S. A. Siegelbaum und A. J. Hudspeth, 177-188. McGraw-Hill Companies, 2013.
- [75] *Signal and Image Processing Institute. University of Southern California.* <http://sipi.usc.edu/database/database.php?volume=misc#top> (Zugriff am 8. August 2015).
- [76] *Signal and Image Processing Institute. University of Southern California.* <http://sipi.usc.edu/database/database.php?volume=misc&image=19#top> (Zugriff am 8. August 2015).
- [77] *Signal and Image Processing Institute. University of Southern California.* [<http://sipi.usc.edu/database/database.php?volume=misc&image=12#top> (Zugriff am 8. August 2015).
- [78] *Signal and Image Processing Institute. University of Southern California.* <http://sipi.usc.edu/database/database.php?volume=misc&image=26#top> (Zugriff am 8. August 2015).
- [79] *Spektrum.* <http://www.spektrum.de/lexikon/biologie-kompakt/sehen/10661> (Zugriff am 16. September 2014).
- [80] *Springer.* http://static.springer.com/sgw/documents/646700/application/pdf/978-3-8274-2028-2_c2.pdf (Zugriff am 2. November 2014).
- [81] *teaching. thehumanbrain. info.* http://teaching.thehumanbrain.info/neuroanatomie/img/kap20_abb_20-3.jpg (Zugriff am 23. November 2014).
- [82] *The Dana Foundation.* <https://www.dana.org/cerebrum/Default.aspx?id=39404> (Zugriff am 4. Juli 2014).

[83] *Universität Gießen*. <http://www.allpsych.uni-giessen.de/karl/teach/aka.htm> (Zugriff am 3. November 2014).

[84] van Wyk, M., Taylor, W. R. und Wässle H. „Receptive-field Properties of ON- and OFF-Ganglion Cells in the Mouse Retina.“ *Vis. Neuroscience*, 2009. 293-308.

[85] Wagner, Christoph. *Kantendetektion. Klassische Verfahren*. Herausgeber:
http://www.mathematik.uni-ulm.de/stochastik/lehre/ws05_06/seminar/ausarbeitung_wagner.pdf. Ulm, 2006.

[86] Welsch, Ulrich. *Sobotta Lehrbuch Histologie. Zytologie, Histologie, mikroskopische Anatomie. 2*. München u.a.: Elsevier, Urban & Fischer, 2006.

[87] *Wikimedia Commons*.
<https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Transducin.png#/media/File:> (Zugriff am 29. August 2015).

[88] *Wikimedia Commons*.
https://commons.wikimedia.org/wiki/File:113766main_04272005_tinyCrators.jpg#/media/File:113766main_04272005_tinyCrators.jpg (Zugriff am 8. August 2015).

[89] *Wikimedia Commons*.
https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Synapse_v_int.png#/media/File:Synapse_v_int.png (Zugriff am 18. August 2015).

[90] *Wikimedia Commons*.
https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Scheme_facilitated_diffusion_in_cell_membranes.svg (Zugriff am 18. August 2015).

[91] *Wikimedia Commons*.
https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Complete_neuron_cell_diagram_en.svg (Zugriff am 18. August 2015).

[92] *Wikimedia Commons*.
https://commons.wikimedia.org/wiki/File%3AThorax_CT_pcor_Cut_3D_Volume_Rendering_Haut.jpg (Zugriff am 13. Oktober 2015).

[93] *Wikimedia Commons*.

https://commons.wikimedia.org/wiki/File%3AGruenholzfraktur_-_Unterarmfraktur.jpg

(Zugriff am 13.Oktober.2015).

Anhang I: Aufbau und Funktionalität des Software-Tools

Das Analyse-Tool bietet nach dem Öffnen eine komplexe Bedienoberfläche und ein Visualisierungspanel für die eingelesenen Daten. Der Mittelteil zeigt in der Übersicht verschiedenen Parameter der Daten an, die zwar für den Auswerter interessant, aber für die folgenden Ausführungen nicht relevant sind. Daher werden auch nur die für diese Arbeit wichtigen Bedienelemente und Funktionalitäten erläutert: (1) die Bedienelemente auf der linken Seite, (2) die Auswertebutts und (3) das Visualisierungspanel. Alle Elemente, die in den Abbildungen durchgestrichen sind, dienen der Erforschung verschiedener Aspekte, haben aber für das hier vorgestellte Modell keine Relevanz.

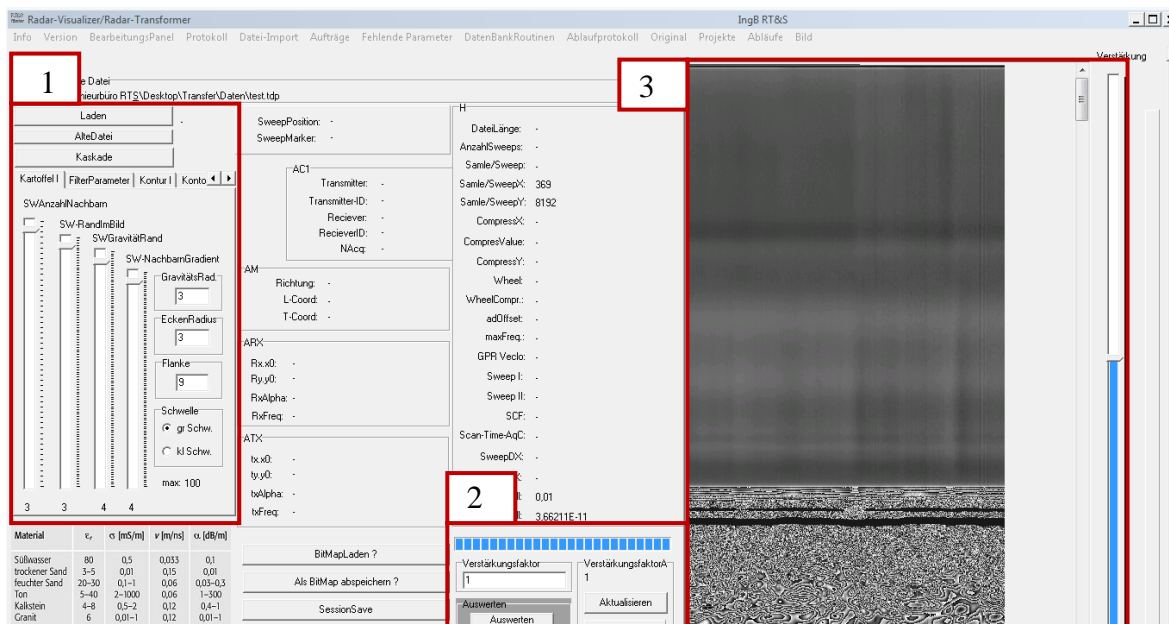


Abb. I.1: Bedienoberfläche des Analyse-Tools

I.1 Bedienelemente

Im Bereich der Bedienelemente hat der Anwender zunächst die Möglichkeit die gewünschten Daten aus einer Datei über den Button *Laden* auszuwählen, deren Name und Pfad anschließend oberhalb des *Laden*-Buttons angezeigt wird. Neben der generellen Auswahl einer Datei besteht auch die Möglichkeit, über den Button *AlteDatei* eine kürzlich verwendete und gespeicherte Datei nochmals zu laden.

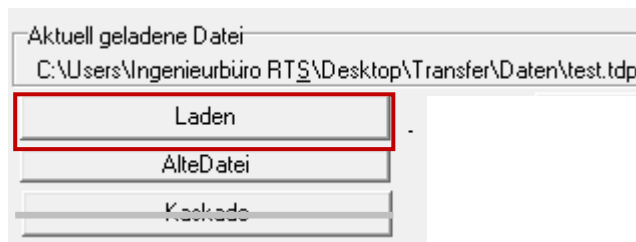
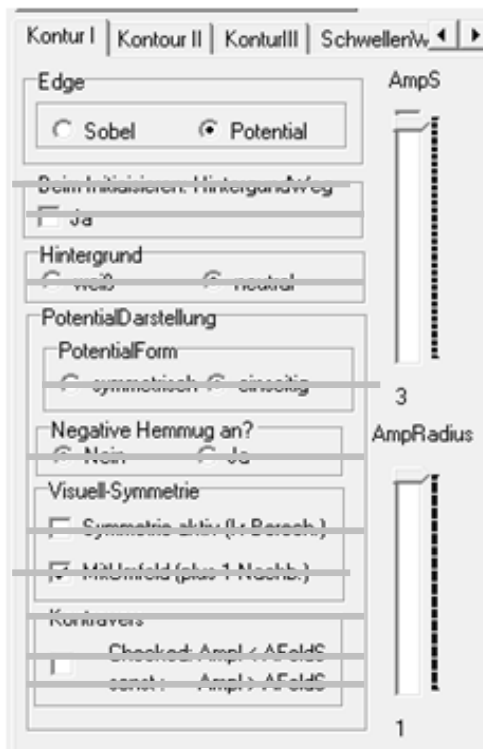


Abb. I.2: Bedienelement: *Datenauswahl*

Da Bilddaten in sehr unterschiedlichen Formaten vorliegen können, wurden in diesem Tool zunächst die Einleseroutinen für die gängigsten Formate implementiert wie z.B. .raw, .jpg, .bmp, .dt.

Nach der Auswahl und dem Einladen einer Bilddatei kann diese mittels verschiedener Bedienelemente – und deren dahinterliegende Funktionalität – analysiert werden. Ein



wichtiges Bedienelement ist die *Kontur I*, in dem der Anwender auswählen kann, ob die Kanten eines Objektes mittels *Sobel*-Filter oder über das neu entwickelte Verfahren mittels der Potentiale in den rezeptiven Feldern ermittelt werden sollen. Der Vergleich zwischen dem klassischen Sobel-Verfahren und dem neuen war während der Entwicklung des Tools sehr entscheidend, da so die Möglichkeit bestand, zu überprüfen, ob mittels des *Potentials* zumindest ähnlich gute Ergebnisse bei der Kantendetektion erzielt werden können wie mit dem klassischen Sobel-Filter.

Abb. I.3: Bedienelement: *Kontur I*

Die im Folgenden beschriebenen Bedienfelder beziehen sich konkret auf die Vorverarbeitung mittels der lateralen Hemmung und der Umsetzung der ON-OFF-Verarbeitung in der Retina wie im Kapitel 2.2.4 beschrieben. Für diesen Funktionsbereich sind viele Einstellungen möglich, da mit der Umsetzung eine intensive Experimentalphase einherging, um die physiologischen Gegebenheiten in eine algorithmische Sprache zu übersetzen.

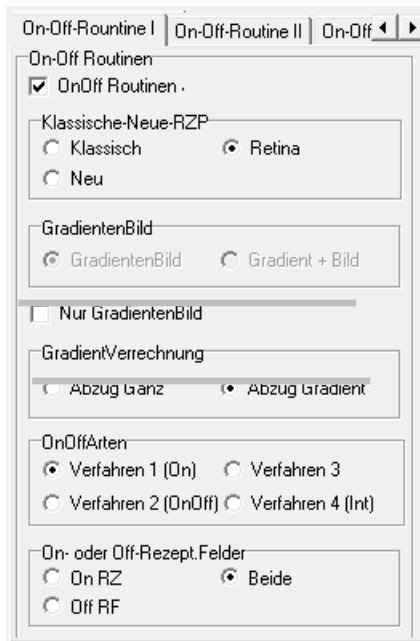
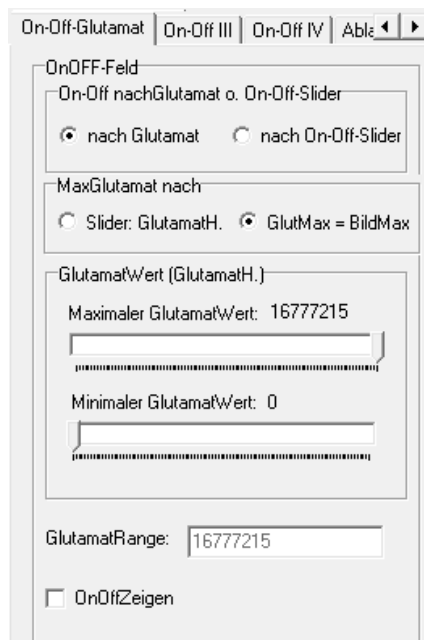


Abb. I.4: Bedienelement *On-Off-Routine I*

Auch der Umsetzung der Verarbeitung in den ON/OFF-Bereichen lagen viele Ansätze zugrunde, die getestet und analysiert wurden. So kann im Bereich der *OnOffArten* zwischen vier verschiedenen Verfahren gewählt werden, wobei 1, 2 und 3 Experimentalverfahren sind und im *Verfahren 4 (Int)* das im Kapitel 5.1 beschriebene Modell umgesetzt ist.

Über die Auswahl *On- oder Off-Rezept. Felder* kann man zwischen drei Arten der visuellen Darstellung der Ergebnisse wählen. Es kann nur das Verrechnungsergebnis der ON-Bipolarzellen angezeigt werden (*On RZ*), der OFF-Bipolarzellen (*Off RF*) oder beide zusammen (*Beide*).



Das Bedienelement *On-Off-Routine II* wurde im Laufe der Forschungs- und Entwicklungsarbeiten durch das Bedienelement *On-Off-Glutamat* ersetzt.

Wählt der Bediener im ersten Abschnitt *nach Glutamat* und *GlutMax = BildMax* aus, erfolgt die ON-OFF-Berechnung automatisch mittels des minimalen und maximalen Pixelwertes (Glutamatwertes) eines Bildes (s. Kapitel 5.1, Abschnitt Photorezeptor). Wird die Einstellung nach *On-*

Abb. I.5: Bedienelement *On-Off-Glutamat*

Off-Slider und *Slider*: *GlutamatH* ausgewählt, kann mittels der darunterliegenden Slider der maximal und minimal zu

verwendende Wertebereich manuell eingestellt werden. So kann definiert werden, welcher Wertebereich in die Berechnung der On-Off-Pfade einbezogen werden soll. Wenn man dies auf die Physiologie der Retina bezieht, kann man sagen, dass die Lichtsensitivität der Photorezeptoren variiert werden kann.

Der *Wichtungsfaktor* im Bedienfeld *On-Off III* gibt an, wie stark der Surround-Bereich den Center-Pixel verstärkend oder hemmend beeinflusst. Ist der Wichtungsfaktor auf 1 eingestellt,

geben die Horizontalzellen ihren Pixelwert jeweils eins zu eins an den Centerpixel als hemmenden Beitrag weiter. Wählt man einen niedrigeren Wert, z.B. 0,1, so wird dem Beitrag der Horizontalzellen ein geringerer lateraler Einfluss auf die Aktivität des Photorezeptors zugesprochen.

Das Bedienelement *Glutamat: Ja Nein* beinhaltet wieder unterschiedliche Experimentalansätze zur Verrechnung der Glutamatzugabe. Wird hier die Einstellung *Real Modell* ausgewählt erfolgt die Glutamatverrechnung wie im Kapitel 5.1, Abschnitt rezeptives Feld/Horizontalzellen beschrieben.

Abb. I.6: Bedienelement *On-Off III*

Im Bedienelement *Dimensionen ON/OFF-Felder (außen)* kann die Größe des Surroundbereiches der rezeptiven Felder jeweils in x- und y-Richtung variiert werden. Mittels der Einstellungen *Dimensionen ON/OFF-Felder (innen)* wird die Größe des rezeptiven Feld Centers ebenfalls in x- und y-Richtung festgelegt. Die kleinstmögliche Dimension eines algorithmisch umgesetzten rezeptiven Feldes ist ein Quadrat mit den Ausmaßen 3x3 Pixel (s. Kapitel 5.1, Abschnitt rezeptives Feld/Horizontalzellen). Dies erhält man, wenn im Programm für den Surroundbereich der Wert 1 und für den Center der Wert 0 eingestellt wird. Wählt man

größere Zahlen, z.B. jeweils 1 für die x- und y-Richtung des Centers, erhält man einen Center, der die Ausmaße 2x2 Pixel hat. Dies gilt analog für die Einstellung des Surroundbereiches.



Das Bedienfeld *On-Off IV* war das wichtigste Experimentierwerkzeug während der Programm- und Theorieentwicklung. So wurden verschiedene Verfahren für die Berechnung des Potentials in Segment 3 (s. Kapitel 5.1, Abschnitt rezeptives Feld/Horizontalzellen) getestet sowie im Bedienelement *SabMod* verschiedene Modi für die Berechnung der lateral beeinflussten Gesamtaktivität des Photorezeptors implementiert, die dort experimentell erprobt werden können.

Das Bedienelement *OnOffRezeptor* bietet letztlich die Möglichkeit, die Visualisierungsart des berechneten Ergebnisses auszuwählen.

Abb. I.7: Bedienelement *On-Off IV*

Die Grundeinstellung, die auch der vorgestellten Theorie entspricht, ist in diesem Bedienelement: *Gradient*, *SabMod2* und *ohne GlutMax/2*.

Wenn bei der Auswertung der Daten im folgenden von diesen und den anderen oben beschriebenen Grundeinstellungen abgewichen wird, findet sich hierzu ein Vermerk, ansonsten gilt für alle Ergebnisse, dass diese Grundeinstellung verwendet wurde.

I.2 Auswertebutton und Visualisierungspanel

Nachdem man über die Bedienelemente die gewünschten Einstellungen und Analysebedingungen ausgewählt hat, werden diese mittels des Buttons *Auswerten* bestätigt. Nach jeder Veränderung der Parameter über die Bedienelemente ist eine erneute Auswertung notwendig.

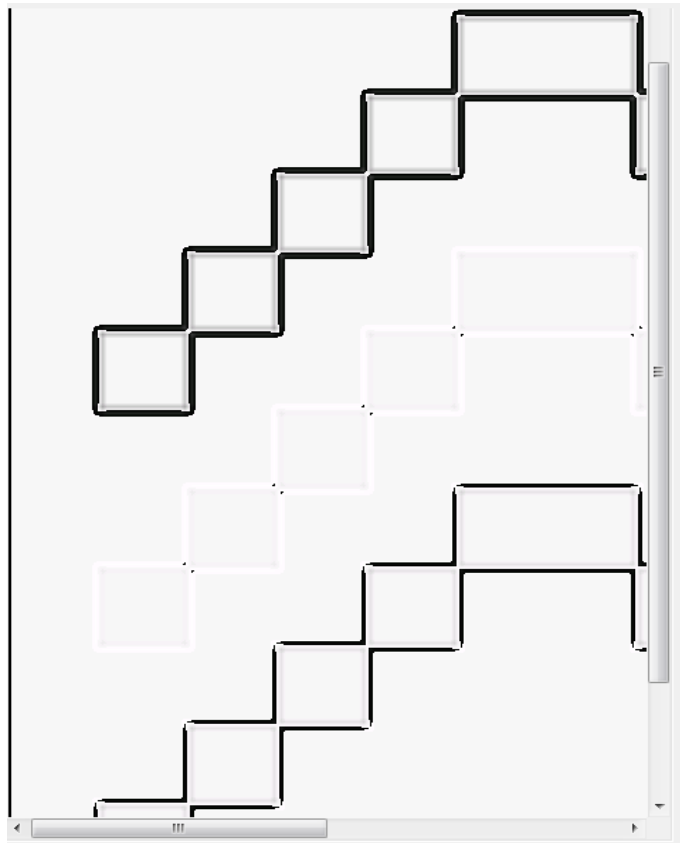
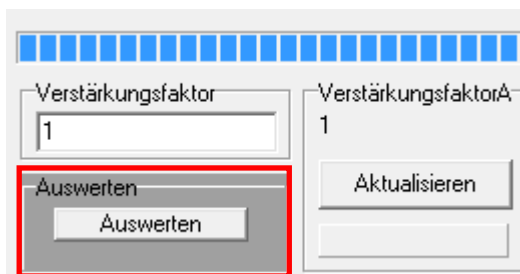


Abb. I.8: Auswertebutton, Visualisierungsparameter und Visualisierungspanel

Für manche zu analysierende Bilder kann es hilfreich und notwendig sein, diese für die Darstellung im Visualisierungspanel zu verstärken. Dafür kann ein entsprechender *Verstärkungsfaktor* in das Feld eingetragen und der Button *Aktualisieren* betätigt werden.

I.3 Zusätzliche Funktionalitäten

Neben den beschriebenen Hauptfunktionen des Analyseprogramms existieren noch weitere hilfreiche Funktionen, die nur der Übersicht halber kurz aufgeführt werden sollen.

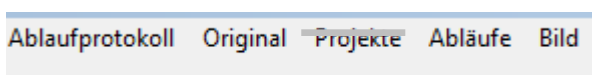


Abb. I.9: Zusatzfunktionen

- *Ablaufprotokoll:* Der Anwender hat die Möglichkeit, die ausgewählten Analyseparameter in einem Protokoll abzuspeichern und anzuzeigen.
- *Original:* Die Originalabbildung kann zu Vergleichszwecken angezeigt werden.

- *Abläufe*: Hier sind häufig verwendete Parametereinstellungen und Analyseabläufe vordefiniert, so dass nicht jedes Mal eine erneute Auswahl über die Bedienpanels erfolgen muss.
- *Bild*: Zeigt das Visualisierungspanel im Vollbildmodus

Lebenslauf

Sabine Bohlmann, geb. Berens

Tönneckenkopf 9

38667 Bad Harzburg

40 Jahre, verheiratet, 2 Kinder

Beruflicher Werdegang

04/2007 – 09/2015 Clausthaler Umwelttechnik-Institut GmbH

Wissenschaftliche Mitarbeiterin in der Abteilung Modellbildung und Simulation (2007 – 2013), Energiesystemanalyse (2013 – 2015)

- Projektmanagement, -koordination
- Wissenschaftliche Bearbeitung projektspezifischer Fragestellungen zur Thematik: Neuronale Netze, CI-basierte Auswertemethoden, neue Lernverfahren für algorithmen-basierte Analysemethoden
- Gestaltung von Bedien- und Benutzeroberflächen

01/2007 – 03/2007 Technische Universität Clausthal

Wissenschaftliche Hilfskraft am Institut für Informatik

- Betreuung der Vorlesung „Kognitionswissenschaften“
- Durchführung von Übungen und Betreuung von Studenten, Erstellung und Bearbeitung von Skripten

08/2002 – 03/2007 AWO Kreisverband Goslar e.V.

Pädagogische Mitarbeiterin im Bereich „Lese- und Rechtschreibhilfen“

- Lerntherapeutische Behandlung von Kindern und Jugendlichen mit Lese- und Rechtschreibschwäche
- Beratung von Eltern und Lehrern

04 - 07/2002 Bildungs- und Förderzentrum Clausthal

Weiterbildung Projektmanager

05/2001 – 06/2002 Schülerhilfe Goslar

Hausaufgabenbetreuung und Lernunterstützung von Kindern und Jugendlichen

10/1995 – 03/2001 Hochschule Vechta

Studium der Erziehungswissenschaft, Schwerpunkt Sozialpädagogik/Sozialarbeit, Abschluss:
Diplom-Pädagogin

Veröffentlichungen

(K) Reuter, M., Bohlmann, S. Supervising MultiCut Aggregates by Special Neural Nets, World Automation Congress (WAC), 24. – 28. Juni 2012, Puerto Vallarta, Mexico.

(K) Jans, W., Reuter, M., Behringer, S., Bohlmann, S. Probing the seafloor in order to find dumped ammunition and other hazardous materials, 7th Security Research Conference, Future Security 2012, 4-6 September 2012, Bonn, Germany.

(K) Reuter, M., Bohlmann, S. Personal Diabetes Management Tools based on hybrid Neural Nets, BMT 2014 – 48th DGBMT Annual Conference, 8.-10. Oktober 2014, Hannover, Germany..

(K) Reuter, M., Bohlmann, S.: Einsatz von neuronalen Netzen zur automatischen Überwachung einer Fertigungsanlage im Online-Modus, VDE Kongress Smart City, 20./21.Oktober.2014, Frankfurt, Germany.

(K) Reuter, M., Bohlmann, S.: Analyse von Verkehrsabläufen mittels Systemparameterextraktion zur Sicherstellung ihrer Aussagerelevanz, VDE Kongress Smart City, 20./21.Oktober.2014, Frankfurt, Germany.

(K) Reuter, M., Bohlmann, S.: About New - Biological Inspired - Pattern Analysis Methods for the Pattern Recognition in Radargrams, International Radar Symposium IRS-2015, 24-26. Juni 2015, Dresden, Germany.

(K) Reuter, M., Bohlmann, S. : Analysing Radargrams and Sonargrams by Biological Inspired Signal Processing Methods to Optimize the Detection of Mines and Dumped Ammunition, 10th Security Research Conference, Future Security 2015, 15-17 September 2015, Berlin, Germany.

(B) Reuter, M., Bohlmann, S. „Biological Inspired Optical Pattern Analysis by Topological Neurons.“ In Biomimetics and Bionic Applications with Clinical Applications, von M. Israelowitz, B. Weyand, H. P. von Schroeder, P. Vogt, M. Reuter und K. Reimers. Springer, voraussichtlich 2016.

K = Konferenz-Beitrag

B = Buchbeitrag